



UNIVERSITAS INDONESIA

**PENGHITUNGAN KAPASITANSI PADA ELECTRICAL
CAPACITANCE VOLUME TOMOGRAPHY (ECVT) DENGAN
MENGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK**

SKRIPSI

**ALMUSHFI SAPUTRA
030502011X**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
PROGRAM STUDI S1 FISIKA
DEPOK
JUNI 2009**



UNIVERSITAS INDONESIA

**PENGHITUNGAN KAPASITANSI PADA ELECTRICAL
CAPACITANCE VOLUME TOMOGRAPHY (ECVT) DENGAN
MENGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK**

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana

**ALMUSHFI SAPUTRA
030502011X**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
PROGRAM STUDI S1 FISIKA
PEMINATAN FISIKA MEDIS DAN BIOFISIKA
DEPOK
JUNI 2009**

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

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

Nama : Almushfi Saputra

NPM : 030502011X

Tanda Tangan :

Tanggal :

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama : Almushfi Saputra
NPM : 030502011X
Program Studi : S1 Fisika
Judul Skripsi : PENGHITUNGAN KAPASITANSI PADA ELECTRICAL VOLUME TOMOGRAPHY (ECVT) DENGAN MENGGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi S1 Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Indonesia

DEWAN PENGUJI

Pembimbing : Dr. Warsito, M.Eng ()

Pembimbing : Dwi Seno Kuncoro, M.Si ()

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

Penguji : Heru Prasetyo, M.Si ()

Penguji : Dr. Prawito ()

Ditetapkan di : Depok
Tanggal :

KATA PENGANTAR

Puji syukur ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan karunia kepada kita semua sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi tugas akhir ini.

Penelitian ini memberikan banyak pelajaran pada penulis. Penulis mengaturnya terima kasih kepada:

1. Bapak **Dr. Warsito, M.Eng** selaku Pembimbing I dan Direktur R&D PT. Edwar Technology yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk bergabung dengan penelitian beliau dan dengan penuh kesabaran membimbing penulis untuk menyelesaikan skripsi ini.
2. Bapak **Dwi Seno K, M.Si** selaku Pembimbing II yang telah memberikan arahan kepada penulis.
3. Ayahanda **Sasmirto**, ibunda **Nelmawita**, kakanda **Rahli Permata Saputra**, adinda **Khairi Hilmi**, dan **Rahmi Indra Putri** beserta keluarga yang tanpa henti memberikan doa dan kasih sayang serta menjadi dorongan semangat bagi penulis.
4. Para penguji sidang, Ibu **Prof. Dr. Djarwani S**, selaku Penguji I, Bapak **Heru P, M.Si** selaku Penguji II, dan Bapak **Dr. Prawito** selaku Penguji III
5. **Marlin Ramadhan Baidillah, S.Si** yang telah banyak membantu penulis mengatasi setiap kesulitan, dan kepada **Edwar Ranger 2004** yang telah memberikan “jalan” dan motivasi serta juga kepada **Tim Hardware PT. Edwar Tech**.
6. Teman-teman seperjuangan **Edwar Alien 2005** : **Mukhlisin, Pamuji Widodo, Ninik Nurrisqi**.
7. Teman-teman **Fisika Medis 2005** yang selalu memberikan dorongan semangat kepada penulis.
8. Keluarga besar **PT. Edwar Technology** yang membantu memperlancar proses penyelesaian skripsi ini.
9. Teman teman senasib: **Abdul Razak, Ading Firliyadi, Taqwa Tanjung, Arifin Aljufri, Miftach Udin**, dan **Herna Sari Rizki** yang telah memberikan banyak pengetahuan dan inspirasi kepada penulis.

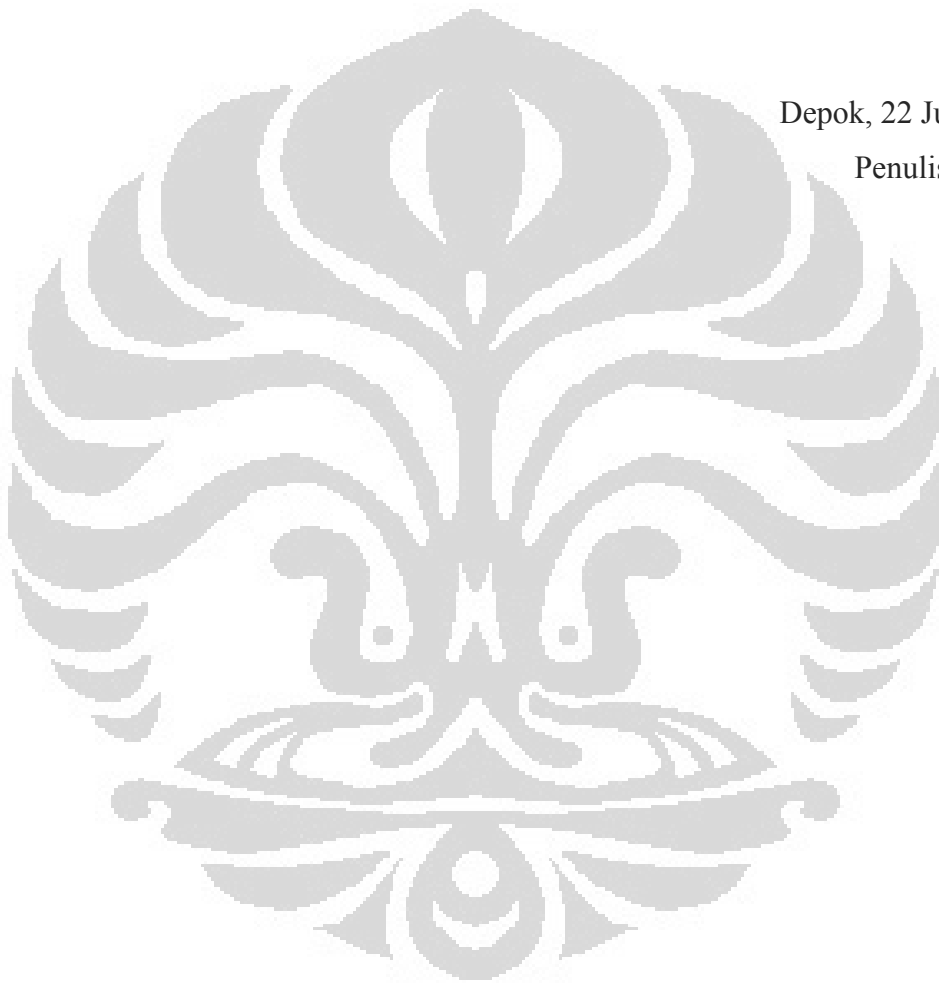
10. *My Best Friend* **Rendy Kurniawan**

11. Serta semua pihak yang ikut membantu dalam penyelesaian skripsi ini baik secara langsung maupun tidak langsung.

Penulis meyakini dalam skripsi ini masih banyak kekurangannya, untuk itu penulis mengutarakan maaf atas segala kekurangan tersebut dan mohon bimbingan dari semua pihak untuk memperbaikinya.

Depok, 22 Juni 2009

Penulis



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

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

Nama : Almushfi Saputra
NPM : 030502011X
Program Studi : S1 Fisika
Departemen : Fisika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Jenis Karya : Skripsi

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

**PENGHITUNGAN KAPASITANSI PADA ELECTRICAL VOLUME
TOMOGRAPHY (ECVT) DENGAN MENGGUNAKAN METODE
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalih media/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 : 22 Juni 2009
Yang menyatakan

(Almushfi Saputra)

Nama : Almushfi Saputra
Program Studi : S1 Fisika
Judul Skripsi : PENGHITUNGAN KAPASITANSI PADA ELECTRICAL
VOLUME TOMOGRAPHY (ECVT) DENGAN
MENGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK

ABSTRAK

Metode artificial neural network digunakan dalam penghitungan nilai kapasitansi pada problem maju dari sistem ECVT untuk proses rekonstruksi semi non linear. Nilai kapasitansi hasil prediksi neural network didapatkan dari input distribusi permitivitas yang menunjukkan hasil citra yang diinginkan. Metode training neural network yang digunakan adalah training *backpropagation*. Pasangan input dan output data training didapatkan dari hasil simulasi menggunakan software COMSOL Multiphysics 3.4 yang kemudian ditraining menggunakan software Toolbox Neural Network pada Matlab R2007b. Hasil rekonstruksi citra semi nonlinear dibandingkan dengan hasil rekonstruksi linear.

Kata Kunci:

ECVT, Neural Network, Backporpagation, problem maju

Name : Almushfi Saputra
Study Program : S1 Fisika
Title : CALCULATIONS CAPACITANCE ON ELECTRICAL
CAPACITANCE VOLUME TOMOGRAPHY (ECVT)
WITH METHOD USING ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK

ABSTRACT

Methods of artificial neural network used in the calculation value of capacitance in the forward problem of the system for the semi non-linear reconstruction of ECVT. Capacitance value of neural network predicted results obtained from the input distribution of permittivity results indicate that the desired image. Training method used by neural network is backpropagation training. Pair input and output data obtained from the training results of the simulation using COMSOL Multiphysics 3.4 software, which then use the software Neural Network Toolbox in Matlab R2007b to train neural network. Results semi nonlinear image reconstruction compared with the results of the linear reconstruction.

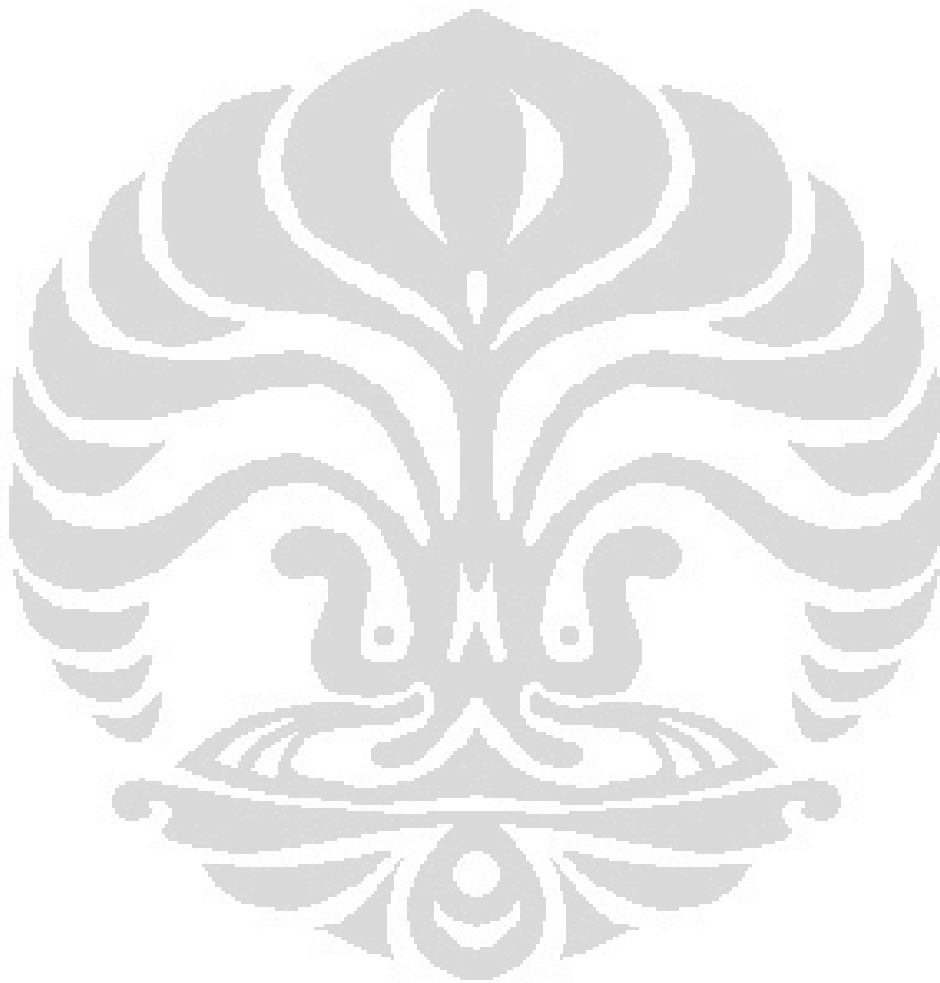
Keywords:

ECVT, Neural Network, Backporpagation, forward problem

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
KATA PENGANTAR	iv
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Perumusan Masalah	1
1.3. Tujuan dan Manfaat Penelitian	2
1.4. Batasan Penelitian	2
1.5. Metode Penelitian.....	2
1.6. Sistematika Penulisan.....	2
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1. Tomografi.....	4
2.2. Perkembangan Teknologi Tomografi	6
2.3. Permasalahan Umum tentang Teknologi Tomografi di Dunia Medis .	7
BAB III LANDASAN TEORI	
3.1. Prinsip Tomografi	9
3.2. Prinsip Electrical Capacitance Tomography.....	10
3.2.1. Teori Medan Listrik.....	10
3.2.1.1. Hukum Gauss	10
3.2.1.2. Persamaan Poisson	13
3.2.1.3. Kapasitansi	14
3.2.2. Prinsip ECVT	15
3.3. Problem Maju dengan Feed-forward Neural Network.....	16
3.4. Rekonstruksi Semi Non Linear	27
BAB IV METODOLOGI PENELITIAN	
4.1. Simulasi Sistem ECVT	28
4.1.1. Parameter Fisika.....	29
4.1.1.1. Parameter Subdomain.....	29
4.1.1.2. Parameter Boundary	29
4.1.2. Parameter Komputasi	30
4.2. Training dan Pengujian Neural Network	31
4.2.1. Training Network	31
4.2.2. Eksperimen.....	32
4.2.2.1. Alat dan Bahan	32
4.2.2.2. Metode Eksperimen.....	32
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN	
5.1. Simulasi Model Sensor ECVT	33
5.2. Hasil Training Neural Network.....	35
BAB VI PENUTUP	
6.1. Kesimpulan	42

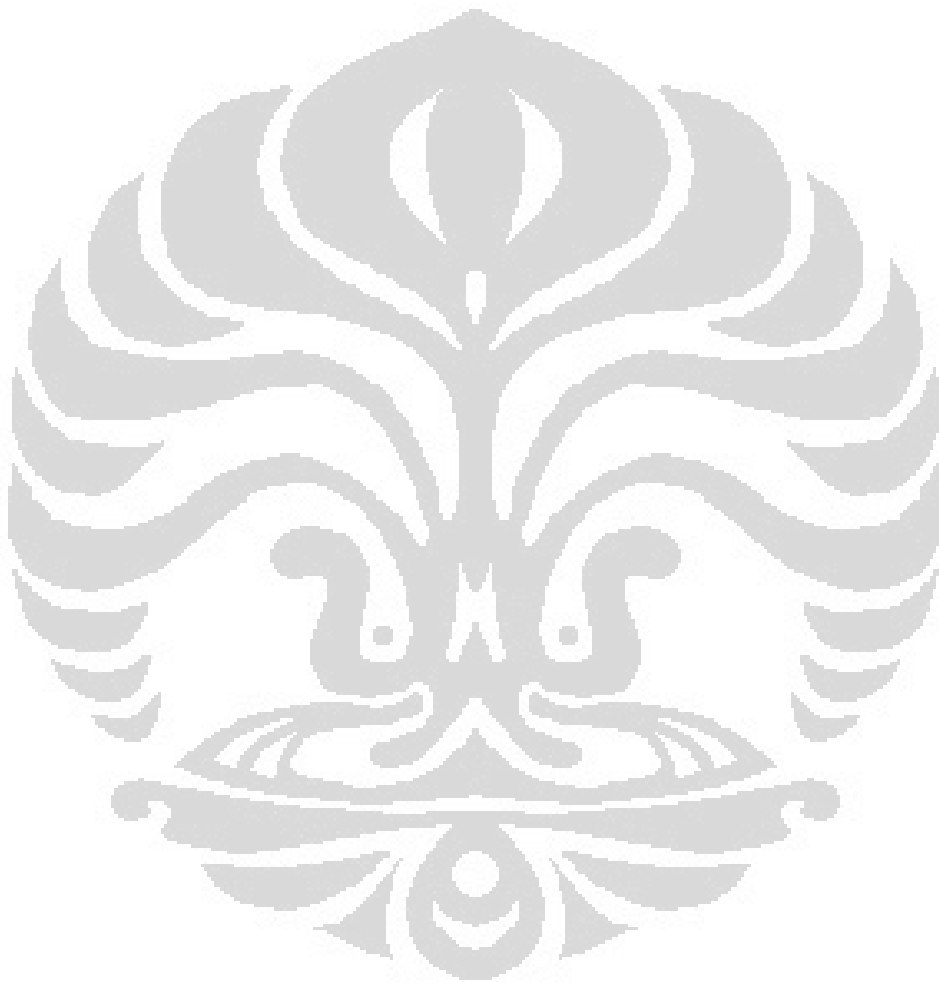
6.2. Saran.....	42
DAFTAR REFERENSI	43
LAMPIRAN A	45
LAMPIRAN B	53
LAMPIRAN C	56



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Jenis Tomografi berdasarkan sifat fisika 5

Tabel 3. 1 Permittivitas relatif dari beberapa bahan..... 13



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1. Sistem tomografi	9
Gambar 3. 2. Prinsip tomografi.....	10
Gambar 3. 3. Hukum Gauss pada Medium Dielektrik.....	12
Gambar 3. 4. Komponen dasar dari neural network	19
Gambar 3. 5. Fungsi Sgn.....	20
Gambar 3. 6. Fungsi Semi Linear	20
Gambar 3. 7. Fungsi Sigmoid	20
Gambar 3. 8. Multi-layer network dengan l layer dari unit	21
Gambar 4. 1 Skema penelitian	28
Gambar 4. 2. Model sensor pada hardware dan simulasi.....	29
Gambar 4. 3. Pembagian domain menjadi elemen-elemen kecil	30
Gambar 4. 4. Salah satu variasi simulasi data training beserta ukuran voxelnya	31
Gambar 4. 5 Sistem eksperimen.....	32
Gambar 5.1 Distribusi medan listrik dari beberapa pasangan sensor/elektroda	33
Gambar 5.2 Grafik hubungan kapasitansi dengan persentase volume benda untuk beberapa pasangan sensor/elektroda	34
Gambar 5. 3. Hasil training neural network.....	36
Gambar 5. 4 Grafik linear antara output dan target untuk satu jenis variasi data	36
Gambar 5. 5 Grafik antara target dan output untuk semua variasi data....	37
Gambar 5. 6 Perbandingan kapasitansi hasil prediksi neural network dan hasil simulasi.....	38
Gambar 5. 7 Hasil rekonstruksi dari kapasitansi simulasi	39
Gambar 5. 8 Proses rekonstruksi dari data eksperimen (a) rekonstruksi linear, (b) rekonstruksi semi non linear.....	41

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi dalam dunia kedokteran telah membawa manfaat yang sangat besar dalam kehidupan manusia. Salah satunya adalah teknologi dalam bidang pencitraan tubuh manusia yang bermanfaat untuk mendiagnosa penyakit dalam tubuh, seperti radiografi sinar-X konvensional, CT Scan Sinar-X, USG, MRI, SPECT, PET, dan lain-lain.

Sebagian besar alat-alat tersebut memanfaatkan sumber radiasi sebagai modalitas pencitraan. Hal ini memberikan efek negatif bagi pasien yang bersifat stokastik. Selain itu dibutuhkan waktu yang cukup lama untuk menghasilkan citra yang diinginkan. Biaya yang mahal juga menjadi salah satu kekurangan dari alat-alat tersebut.

Penemuan teknologi terbaru yang sedang dikembangkan diharapkan dapat menutupi kekurangan dari alat-alat sebelumnya. Teknologi baru ini disebut ECVT (*Electrical Capacitance Volume Tomography*) yang memanfaatkan nilai kapasitansi untuk menentukan distribusi permitivitas dalam menghasilkan citra.

Pembentukan citra oleh ECVT pada tubuh manusia dipengaruhi oleh distribusi permitivitas dan tingkat sensitivitas serta desain sensor yang digunakan. Di sisi lain, teknik algoritma yang berkemampuan tinggi untuk menganalisa data pengukuran dan rekonstruksi citra juga sangat mempengaruhi. Pada ECVT, algoritma tertentu digunakan untuk memprediksi nilai distribusi permitivitas dari data kapasitansi (*invers problem*) dan untuk menghitung kapasitansi dari nilai prediksi distribusi permitivitas (*forward problem*) yang dihitung secara iterasi.

ECVT dalam dunia medis masih dalam proses pengembangan. Salah satu pengembangan yang dapat dilakukan adalah menggunakan metode komputasi artificial neural network dalam menyelesaikan masalah hubungan non-linear antara kapasitansi dan distribusi permitivitas.

1.2. Perumusan Masalah

Permasalahan yang akan diteliti dalam penelitian ini adalah pengembangan ECVT untuk *human body imaging* dengan menggunakan

algoritma neural network. Dalam hal ini pengembangan yang dilakukan berkaitan dengan *forward problem* yaitu menentukan algoritma untuk memperoleh data kapasitansi yang sesuai untuk nilai distribusi permitivitas dalam suatu objek tertentu. Dengan mendapatkan algoritma yang dapat menghitung nilai kapasitansi, maka kita bisa menggunakannya untuk menunjukkan keadaan distribusi permitivitas pada nilai kapasitansi tertentu untuk dilanjutkan pada rekonstruksi citra.

1.3. Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem ECVT dalam bidang pencitraan diagnostik sehingga dapat bekerja lebih optimal dalam proses pembentukan citra pada bagian dalam tubuh manusia. Tujuan khusus dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan algoritma neural network yang telah di-*training* agar dapat memperoleh data distribusi permitivitas yang lebih cepat dan akurat pada ECVT.

1.4. Batasan Penelitian

Penelitian ini dibatasi pada pembahasan mengenai penghitungan nilai kapasitansi terhadap setiap nilai permitivitas yang diberikan pada sistem ECVT dengan menggunakan algoritma neural network pada program Toolbox MATLAB R2007b dari hasil training data simulasi menggunakan software COMSOL Multiphysics 3.4.

1.5. Metode Penelitian

Penelitian dilakukan menggunakan metode simulasi dengan software COMSOL Multiphysics 3.4 untuk mendapatkan pasangan data input dan output yang digunakan sebagai data training bagi neural network. Neural network yang telah di-*training* kemudian diimplementasikan pada eksperimen dalam menghasilkan citra. Hasil citra menggunakan teknik neural network pada problem maju dibandingkan dengan hasil citra menggunakan teknik konvensional.

1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan pada tulisan ini disusun berdasarkan bab-bab berikut

BAB 1 PENDAHULUAN

Menjelaskan latar belakang, tujuan, batasan, dan metode yang digunakan dalam penelitian yang dilakukan.

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dijelaskan perkembangan terakhir tentang tomografi dan permasalahan tomografi dalam dunia medis.

BAB 3 LANDASAN TEORI

Menjelaskan tentang prinsip dasar dalam tomografi dan teori dasar yang melandasinya. Serta juga dijelaskan mengenai penyelesaian problem maju dan problem balik dengan menggunakan neural network

BAB 4 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metode penelitian yang dilakukan diantaranya proses simulasi dan pengujian hasil simulasi serta eksperimen yang dilakukan

BAB 5 HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari simulasi data training yang telah dilakukan dibahas dalam bab ini.

BAB 6 PENUTUP

Pada bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian dan saran untuk penelitian selanjutnya.

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Dalam bab ini akan dibahas tinjauan pustaka yang berkaitan dengan perkembangan terakhir teknologi tomografi secara umum.

2.1. Tomografi

Tomografi berasal dari bahasa Yunani yang terdiri atas dua kata, yaitu *tomos* yang berarti potongan dan *graphia* yang berarti penggambaran. Istilah tomografi berarti penggambaran atau pencitraan yang berasal dari potongan-potongan (*slice*) dari suatu objek.

Berdasarkan definisinya, tomografi merupakan proses eksplorasi karakteristik internal daerah tertentu melalui integral pengukuran yang berhubungan dengan karakteristik internal dari domain tertentu (Beck and Williams).

Sistem tomografi biasanya terdiri atas beberapa sensor yang dipasang di sekeliling objek yang mengukur sinyal dari input setelah melewati objek. Sinyal yang diukur merupakan fungsi dari pengukuran besaran fisika yang kemudian direkonstruksi untuk menghasilkan citra.

Dalam dunia medis, sistem tomografi telah banyak diaplikasikan seperti MRI (*Magnetic Resonance Imaging*), X-ray CT (*Computed Tomography*), SPECT (*Single Photon Emission Computed Tomography*), dan PET (*Positron Emission Tomography*).

MRI menggunakan sifat magnetik inti dalam menghasilkan citra. Medan magnet yang sangat kuat, mencapai 1,5 Tesla diberikan kepada pasien. Oleh karena adanya medan magnet yang sangat kuat, spin inti pada tubuh pasien akan berubah orientasi secara paralel atau anti paralel terhadap arah medan magnet. Ketika diberikan sinyal dengan frekuensi radio, sejumlah spin inti tersebut akan mengalami resonansi dan saat sinyal dihentikan maka akan terjadi relaksasi. Proses relaksasi ini memberikan data yang dapat direkonstruksi untuk menghasilkan citra. Karakteristik dari inti atom yang mengalami resonansi dan relaksasi memberikan peranan untuk menghasilkan citra bagian dalam tubuh

pasien. Pencitraan pada MRI memberikan analisa fisiologi dari organ tubuh manusia

Sifat atenuasi dari sinar-X saat melewati suatu medium menjadi modal bagi X-ray CT untuk memberikan citra pada bagian dalam tubuh manusia. Atenuasi pada sinar-X dipengaruhi oleh karakteristik objek yang dilewatinya. Untuk objek seperti tulang, nilai atenuasi sinar-X lebih tinggi bila dibandingkan dengan objek seperti otot. Dengan adanya perbedaan atenuasi ini dimungkinkan untuk menghasilkan citra dengan menggunakan X-ray CT. Analisa yang lebih banyak dipakai pada X-ray CT adalah analisa anatomi manusia.

Sistem pencitraan dengan menggunakan SPECT memanfaatkan sinar gamma untuk menghasilkan citra. Metode SPECT ini juga biasa dikenal sebagai teknik kedokteran nuklir. Pada sistem ini, bahan radioaktif yang memancarkan sinar gamma dimasukkan ke dalam tubuh. Bahan radioaktif ini digabungkan dengan bahan tertentu yang akan membawa bahan radioaktif menuju bagian organ tubuh yang diinginkan. Ketika sampai pada organ yang dituju, bahan radioaktif akan memancarkan sinar gamma. Dengan menggunakan kamera gamma kemudian sinar gamma yang dipancarkan dideteksi dan direkonstruksi untuk menghasilkan citra. Citra yang dihasilkan merupakan distribusi radionuklida di dalam organ tersebut.

Sama halnya dengan SPECT, PET juga menggunakan bahan radioaktif yang dimasukkan ke dalam tubuh namun pada PET bahan radioaktif yang digunakan memancarkan positron. Positron yang dipancarkan mengalami anihilasi dengan elektron yang kemudian menghasilkan dua foton yang dipancarkan dalam arah yang saling berlawanan. Foton yang dipancarkan ini dideteksi oleh detektor yang kemudian direkonstruksi untuk menghasilkan citra.

Teknologi tomografi tidak terlepas dari fenomena fisika. Pada Tabel 2.1 kita dapat mengelompokkan jenis-jenis tomografi berdasarkan fenomena fisika yang digunakan.

Tabel 2. 1 Jenis Tomografi berdasarkan sifat fisika

Fenomena Fisika	Jenis Tomografi
Sinar-X	CT

Sinar Gamma	SPECT
Anihilasi elektron-positron	PET
Impedansi listrik	EIT
Kapasitansi listrik	ECT

Sumber : (Wikipedia)

2.2. Perkembangan Teknologi Tomografi

Secara umum tomografi terbagi atas dua bagian yaitu *hard-field* dan *soft-field* tomografi. Pada *hard-field* tomografi distribusi besaran fisika yang diterima oleh *receiver* menunjukkan hubungan langsung dengan *transmitter* secara independen setelah melewati objek. Contoh dari *hard-field* tomografi misalnya X-ray CT. Pada *soft-field* tomografi distribusi yang diterima bersifat non-linear. Contoh dari *soft-field* tomografi yaitu EIT (*Electrical Impedance Tomography*) dan ECT (*Electrical Capacitance Tomography*).

Meskipun sistem tomografi yang berdasarkan *hard-field* tomografi lebih mudah dalam hal merekonstruksi citra, namun penggunaan *soft-field* tomografi lebih diterima di bidang industri dan laboratorium disebabkan karena kecepatan akuisisi data, harga yang lebih murah, aman, dan dapat digunakan untuk berbagai macam ukuran objek (Warsito and Fan).

Berdasarkan sudut pandang penggunaannya, teknik tomografi saat ini yang sedang dikembangkan dan dapat diterima adalah teknik tomografi yang bersifat (Williams and Beck):

- *Non-invasive*: dimana tidak terdapat kontak langsung antara sensor dengan objek atau domain
- *Non-destructive*: tidak mengubah atau merusak sifat alami dari objek yang sedang diamati

EIT dan ECT merupakan sistem tomografi yang saat ini sedang dikembangkan untuk proses industri. ECT banyak digunakan pada aplikasi pemipaan minyak, pemrosesan powder, hidrokarbon, dan lain-lain. Penelitian pada ECT telah banyak dilakukan oleh karena sifatnya yang *non-invasive* dan *non-destructive*. Namun di sisi lain pada sistem tomografi yang berbasis listrik,

resolusi citra yang kecil, sifat yang non-linear, dan sistem persamaan yang rumit menjadi tantangan tersendiri untuk mengembangkannya (Reinecke and Mewes).

Teknik tomografi pada ECT mulai dikembangkan pada akhir tahun 1980. Pengembangan yang dilakukan baik dalam bentuk metode pengukuran, model sensor, metode rekonstruksi, dan lain-lain untuk proses *monitoring* dan pengukuran secara *non-invasive*. ECT juga merupakan sistem tomografi yang mampu menginvestigasi dan mengontrol fenomena aliran pengangkutan solid secara detail (Ostrowski, Luke and Bennett). Saat ini teknik tomografi dengan menggunakan kapasitansi listrik mampu menampilkan rekonstruksi citra dari 3 fase: padat, cair dan gas (Warsito and Fan).

Teknik pencitraan pada ECT dihasilkan dari beberapa citra penampang melintang 2D menggunakan sensor segiempat yang disusun dalam bidang yang berbeda. Citra 2D tersebut merupakan hasil rata-rata dari sumbu axial sepanjang sensor elektroda. Citra 3D didapatkan dengan menumpukkan layer-layer dari citra 2D menggunakan teknik ekstrapolasi antara bidang elektroda (Warsito, Marashdeh and Fan). Perkembangan teknologi tomografi semakin meningkat dengan ditemukannya sistem ECVT (*Electrical Capacitance Volume Tomography*) yang merupakan pencitraan volume secara dinamis berdasarkan prinsip ECT (Warsito, Marashdeh and Fan).

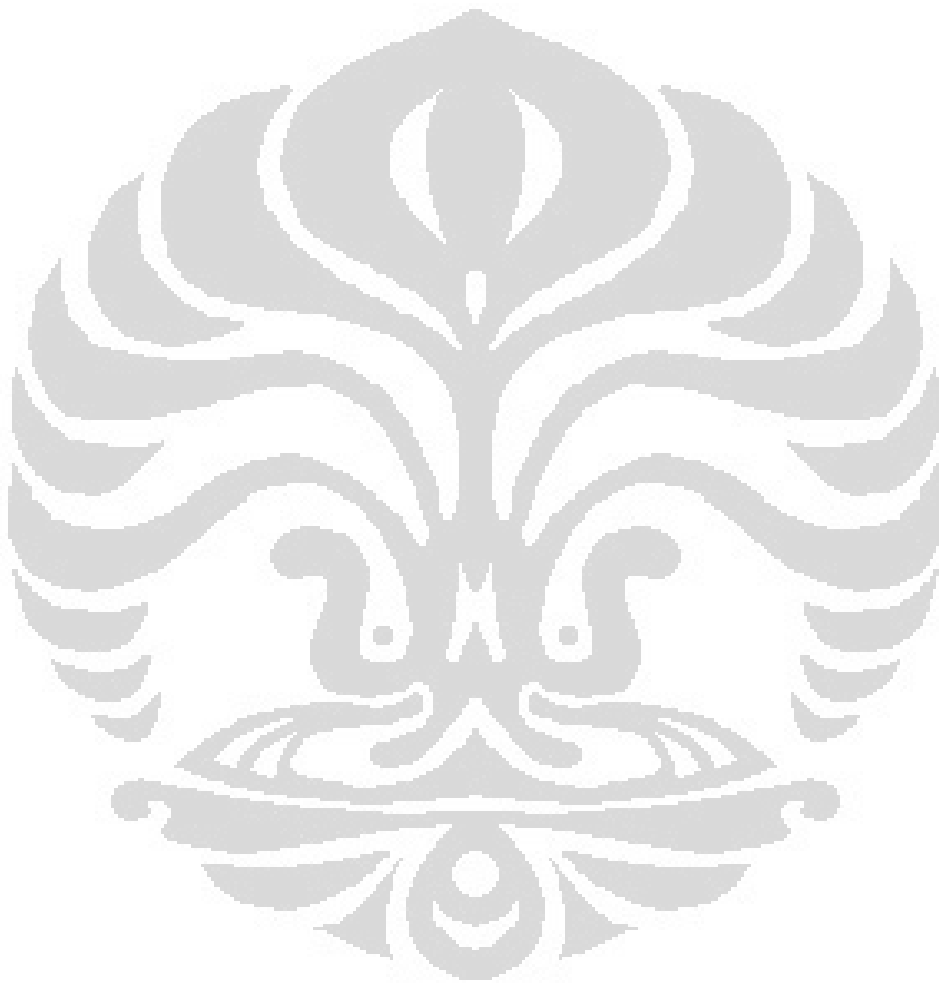
Sistem ECVT merekonstruksi citra volume yang didapatkan dari sensor tiga dimensi atau secara volumetrik dan citra yang dihasilkan langsung dari sensor tersebut tanpa melakukan proses penumpukan citra 2D (Warsito, Marashdeh and Fan) sehingga citra yang dihasilkan berupa citra 3D secara *real time*

2.3. Permasalahan Umum tentang Teknologi Tomografi di Dunia Medis

Tomografi dalam dunia medis digunakan sebagai alat untuk mendiagnosa bagian dalam tubuh manusia. Sistem tomografi yang banyak digunakan dalam dunia medis saat ini yaitu sistem yang berbasis pada radiasi pengion (kecuali MRI dan USG) yang dapat menimbulkan efek stokastik pada manusia. Efek stokastik adalah efek akibat radiasi yang tidak mempunyai nilai ambang dan efek yang timbul tidak secara langsung dapat terlihat melainkan dalam jangka waktu yang

panjang. Biaya yang mahal juga menjadi kendala dalam proses tomografi di dunia medis, apalagi untuk negara-negara yang masih berkembang.

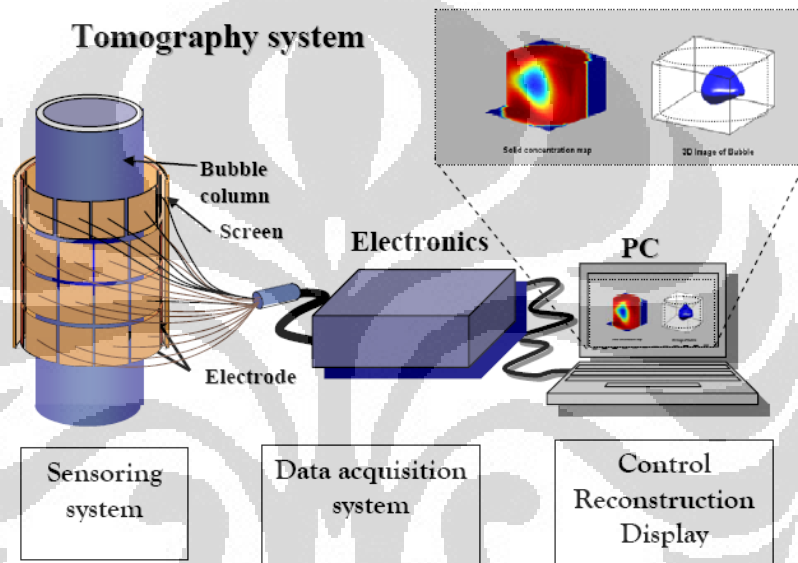
Pengembangan ECVT untuk diaplikasikan dalam dunia medis diharapkan dapat mengatasi masalah radiasi karena ECVT menggunakan besaran kapasitansi listrik. Ditambah lagi pencitraan pada ECVT dapat dilakukan dalam bentuk 3D secara real time.



BAB 3 LANDASAN TEORI

3.1. Prinsip Tomografi

Sistem tomografi dibagi menjadi tiga bagian, yaitu (1) sistem sensor, (2) sistem data akusisi, dan (3) komputer untuk proses rekonstruksi dan hasilnya yang ditunjukkan pada Gambar 3.1



Gambar 3. 1. Sistem tomografi

Prinsip tomografi dapat digambar seperti pada Gambar 3.2. Data proyeksi merupakan integral dari koefisien atenuasi sepanjang jalur transmisi yang diekspresikan dengan persamaan:

$$Y(s, \theta) = \int_{L(s, \theta)} X(x, y) dl \quad (3.1)$$

di mana $L(s, \theta)$ adalah garis proyeksi sebagai fungsi dari jarak dari titik pusat, s dan sudut θ . Dalam formulasi matrix, persamaan ini bisa ditulis dengan:

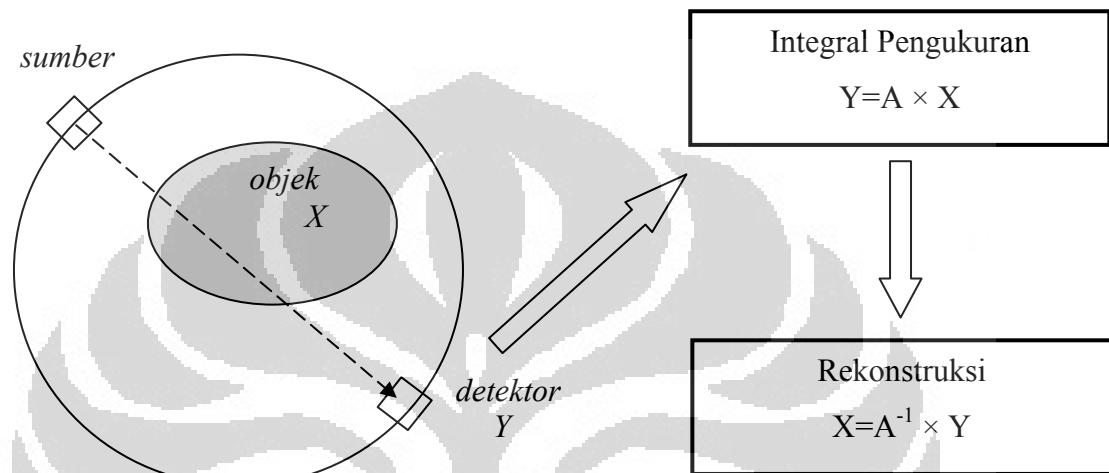
$$Y = A \times X \quad (3.2)$$

Dengan Y merupakan besaran yang terukur, X vektor dari citra objek di dalam sensor, dan A merupakan matriks pemberat.

Setelah dilakukan integral pengukuran maka untuk merekonstruksi citra objek digunakan persamaan

$$X = A^{-1} \times Y \quad (3.3)$$

dengan A^{-1} merupakan invers dari matriks pemberat A .



Gambar 3. 2. Prinsip tomografi

3.2. Prinsip Electrical Capacitance Tomography

ECT merupakan teknik tomografi yang memanfaatkan sifat kapasitansi listrik dari benda yang bersifat nonkonduktif. Pada ECT terdapat pasangan sensor atau elektroda yang secara bergantian menghasilkan kapasitansi yang terukur yang dipengaruhi oleh distribusi permitivitas. Untuk itu pada bab ini akan dibahas mengenai teori medan listrik yang berhubungan dengan listrik statis untuk mendapatkan hubungan antara kapasitansi listrik dengan distribusi permitivitas yang mendasari teknik tomografi ini.

3.2.1. Teori Medan Listrik

3.2.1.1. Hukum Gauss

Hukum Gauss menunjukkan hubungan antara integral dari komponen normal dari medan listrik terhadap permukaan tertutup dan muatan total yang dilingkupi oleh permukaan tersebut

Medan listrik pada titik r terhadap muatan titik q dapat ditunjukkan sebagai berikut

$$E(r) = \frac{q}{4\pi\epsilon_0} \frac{\mathbf{r}}{r^3} \quad (3.4)$$

dengan ϵ_0 merupakan permtivitas di ruang vakum.

Integral permukaan komponen normal dari medan listrik terhadap permukaan tertutup ditunjukkan pada persamaan berikut

$$\oint_S \mathbf{E} \cdot \mathbf{n} \, da = \frac{q}{4\pi\epsilon_0} \oint_S \frac{\mathbf{r} \cdot \mathbf{n}}{r^3} \, da \quad (3.5)$$

Integral pada ruas kanan dapat ditulis sebagai berikut

$$\oint_S \frac{\mathbf{r} \cdot \mathbf{n}}{r^3} \, da = 4\pi \quad (3.6)$$

Sehingga persamaan (3.5) dapat ditulis

$$\oint_S \mathbf{E} \cdot \mathbf{n} \, da = \frac{q}{4\pi\epsilon_0} 4\pi = \frac{q}{\epsilon_0} \quad (3.7)$$

Untuk beberapa muatan titik yang terdapat di dalam permukaan tertutup, persamaan (3.7) menjadi

$$\oint_S \mathbf{E} \cdot \mathbf{n} \, da = \frac{1}{\epsilon_0} \sum_{i=1}^N q_i \quad (3.8)$$

Persamaan (3.8) kemudian dapat digeneralisasi dalam bentuk integral dari rapat muatan

$$\oint_S \mathbf{E} \cdot \mathbf{n} \, da = \frac{1}{\epsilon_0} \int_V \rho \, dv \quad (3.9)$$

Persamaan (3.5) dan (3.6) dikenal sebagai hukum Gauss. Berdasarkan teorema divergensi yang menyatakan bahwa

$$\oint_S \mathbf{F} \cdot \mathbf{n} \, da = \int_V \nabla \cdot \mathbf{F} \, dv \quad (3.10)$$

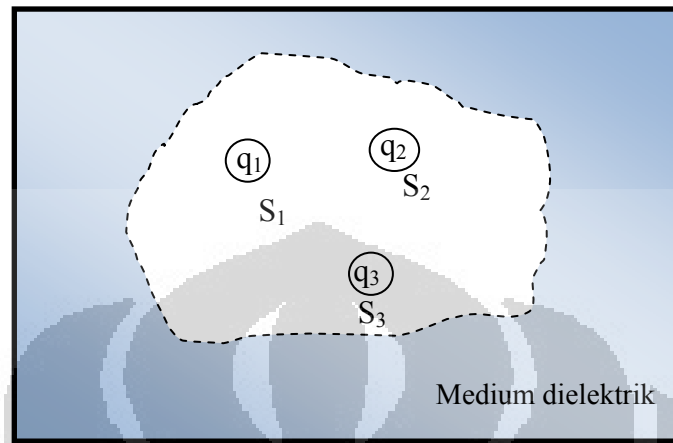
maka persamaan (3.9) dapat ditulis

$$\int_V \nabla \cdot \mathbf{E} \, dv = \frac{1}{\epsilon_0} \int_V \rho \, dv \quad (3.11)$$

untuk sembarang volum V maka persamaan (3.11) menjadi

$$\nabla \cdot \mathbf{E} = \frac{\rho}{\epsilon_0} \quad (3.12)$$

Persamaan (3.12) disebut sebagai bentuk diferensial dari hukum Gauss



Gambar 3. 3. Hukum Gauss pada Medium Dielektrik

Garis putus-putus pada Gambar 3.3 merupakan permukaan Gauss pada medium dielektrik. Di dalam permukaan tersebut terdapat sejumlah muatan bebas Q dalam volume yang dibatasi oleh S . Diasumsikan muatan bebas tersebut berada pada permukaan 3 konduktor dalam jumlah q_1 , q_2 , dan q_3 , maka berdasarkan hukum Gauss

$$\oint_S \mathbf{E} \cdot \mathbf{n} da = \frac{1}{\epsilon_0} (Q + Q_P) \quad (3.13)$$

Q merupakan total muatan bebas, dengan $Q = q_1 + q_2 + q_3$ dan Q_P merupakan muatan polarisasi

$$Q_P = -\oint_S \mathbf{P} \cdot \mathbf{n} da \quad (3.14)$$

P merupakan polarisasi listrik. Dari persamaan (3.14), maka persamaan (3.13) dapat ditulis

$$\oint_S (\epsilon_0 \mathbf{E} + \mathbf{P}) \cdot \mathbf{n} da = Q \quad (3.15)$$

Persamaan (3.15) menunjukkan bahwa flux dari vektor $\epsilon_0 \mathbf{E} + \mathbf{P}$ yang melewati suatu permukaan tertutup sama dengan total muatan pada permukaan. Kita mendefinisikan vektor D sebagai *electric displacement* dimana

$$D = \varepsilon_0 E + P \quad (3.16)$$

Pada kasus material sederhana, nilai polarisasi sebanding dengan medan listrik dengan pendekatan

$$D = \varepsilon_r \varepsilon_0 E \quad (3.17)$$

ε_r merupakan permitivitas relatif statis dari material.

Permitivitas atau biasa disebut sebagai konstanta dielektrik merupakan konstanta yang menunjukkan rapat fluks elektrostatik dalam suatu bahan ketika diberi potensial listrik. Nilai permitivitas bergantung pada jenis material yang berhubungan dengan *susceptibility* listriknya. Susceptibility yaitu kemampuan suatu bahan mengalami polarisasi sebagai respon dari medan listrik. Tabel 3.1 menunjukkan permitivitas relatif dari beberapa material.

Tabel 3. 1 Permitivitas relatif dari beberapa bahan

Bahan	Permitivitas
Vakum	1
Udara	1,00054
Air	80,01
Kertas	3,5
Karet	7
Metanol	30

Sumber: (Wikipedia)

3.2.1.2. Persamaan Poisson

Pada medan listrik statis, E dapat dituliskan sebagai minus gradien dari potensial ϕ

$$E = -\nabla \phi \quad (3.18)$$

dengan mensubstitusikan persamaan (3.18) ke dalam persamaan (3.12), maka dihasilkan

$$\nabla \cdot (\nabla \phi) = -\frac{\rho}{\epsilon_0} \quad (3.19)$$

Persamaan (3.19) disebut sebagai persamaan Poisson, dengan ρ merupakan kerapatan muatan listrik.

3.2.1.3. Kapasitansi

Hubungan linear antara potensial dan muatan dapat dituliskan sebagai berikut

$$V_i = \sum_{j=1}^N p_{ij} Q_j \quad (3.20)$$

dengan p merupakan koefisien potensial. Dari persamaan (3.20), jika kita mempunyai dua konduktor masing-masing memiliki muatan $+Q$ dan $-Q$ maka dapat dituliskan potensial dari dua konduktor tersebut yaitu

$$\begin{aligned} V_1 &= p_{11}Q + p_{12}(-Q) \\ V_2 &= p_{12}Q + p_{22}(-Q) \end{aligned} \quad (3.21)$$

Jika persamaan (2.21) dikurangkan maka

$$\Delta V = V_1 - V_2 = (p_{11} + p_{22} - 2p_{12})Q \quad (2.22)$$

Dari persamaan (3.22) dapat disimpulkan bahwa beda potensial dari dua buah konduktor sebanding dengan muatan yang tersimpan diantaranya. Sehingga persamaan (3.22) dapat ditulis sebagai berikut

$$Q = C \Delta V \quad (3.23)$$

Dengan $C = (p_{11} + p_{22} - 2p_{12})^{-1}$ disebut sebagai kapasitansi dan Q merupakan muatan total yang terdapat pada sistem tersebut, dimana, nilai Q dapat diturunkan dengan persamaan Gauss, sehingga dihasilkan:

$$Q_j = \oint_{\Gamma_j} \epsilon(x, y) \nabla \phi(x, y) \cdot \hat{n} dl \quad (3.24)$$

Sehingga persamaan (3.23) dapat ditulis

$$C_{ij} = -\frac{1}{\Delta V_{ij}} \oint_{\Gamma_j} \epsilon(x, y) \nabla \phi(x, y) \cdot \hat{n} dl \quad (3.25)$$

Dari persamaan (3.25) kita dapat melihat hubungan antara kapasitansi dan permitivitas. Dengan nilai distribusi permitivitas yang berbeda-beda yang terdapat di antara pasangan elektroda, akan mempengaruhi nilai kapasitansi yang terukur

pada elektroda tersebut. Hubungan ini menjadi prinsip dasar dari teknik tomografi ECT.

3.2.2. Prinsip ECVT

Electrical Capacitance Volume Tomography (ECVT) merupakan sistem tomografi yang memanfaatkan kapasitansi listrik sebagai modalitas pencitraan dalam bentuk citra tiga dimensi (Warsito, Marshdeh and Fan). Sistem ini mampu melakukan pencitraan tiga dimensi secara *real time*.

Prinsip pencitraan pada ECVT adalah pengukuran kapasitansi suatu objek yang memiliki variasi distribusi permitivitas dalam suatu volume yang dikelilingi oleh sensor multi-elektroda. Hasil pengukuran kapasitansi tersebut kemudian digunakan sebagai data untuk merekonstruksi kembali distribusi permitivitas objek yang menunjukkan citra dari objek tersebut.

Perbedaan antara ECT 3D dengan ECVT terletak pada teknik pencitraan yang dilakukan. Pada ECT, citra 3D yang dihasilkan merupakan tumpukan dari potongan-potongan atau *slice* dari citra 2D hasil proyeksi pada ECT. Sedangkan pada ECVT, citra 3D dihasilkan secara langsung tanpa melakukan proses penumpukan seperti halnya ECT. Untuk mendapatkan citra 3D ini, teknik ECVT memanfaatkan *fringing effect* dan sangat dipengaruhi oleh desain sensor yang digunakan.

ECVT telah banyak digunakan untuk pencitraan secara volumetrik dari gas-liquid hingga pada tahap sistem tiga fase padat-liquid-gas. Sistem ini juga dapat menentukan material dengan permitivitas relatif rendah sampai pada material yang memiliki nilai permitivitas relatif yang tinggi. Selain itu, oleh karena pencitraannya yang bersifat volumetrik, maka sistem ini juga mampu menganalisa objek dalam berbagai bentuk (EdWar Tech.).

Pada ECVT terdapat dua masalah dalam menghasilkan citra, yaitu problem maju dan problem balik. Problem maju berkaitan dengan pengambilan atau pengukuran kapasitansi yang dihasilkan oleh pasangan elektroda. Jumlah elektroda mempengaruhi jumlah pengukuran kapasitansi. Nilai kapasitansi yang terukur dipengaruhi oleh distribusi permitivitas dan desain sensor yang digunakan. Problem balik merupakan masalah yang berhubungan dengan proses rekonstruksi. Hasil kapasitansi yang terukur direkonstruksi untuk menghasilkan citra dengan

menunjukkan distribusi permitivitasnya. Teknik rekonstruksi yang digunakan dapat berupa linearisasi dan iterasi.

Penyelesaian problem maju yang biasa digunakan adalah dengan menggunakan matriks sensitifitas. Matriks sensitifitas merupakan karakteristik dari desain sensor yang menunjukkan seberapa besar suatu benda dengan ukuran mendekati nol dan memiliki permitivitas yang lebih tinggi dibandingkan sekitarnya dapat mempengaruhi perubahan kapasitansi yang terukur. Hubungan antara matriks sensitivitas, kapasitansi, dan permitivitas dapat ditulis sebagai berikut

$$C = S \cdot G \quad (3.26)$$

C merupakan nilai kapasitansi yang diperoleh dari pengukuran, S adalah matriks sensitivitas, dan G adalah distribusi permitivitas. Sensitivitas matriks merupakan karakteristik internal dari distribusi medan listrik pada suatu jenis sensor yang digunakan. Nilai sensitivitas ini didapatkan dengan melakukan komputasi pada model sensor sesuai dengan desain sensor yang sebenarnya. Persamaan pada (3.26) merupakan pendekatan linear dari hubungan nonlinear antara kapasitansi dan permitivitas.

Problem balik atau proses rekonstruksi pada ECT secara umum menggunakan algoritma *linear back projection* (LBP) yaitu dari persamaan berikut

$$G = S^T C \quad (3.27)$$

dengan S^T merupakan nilai transpos dari sensitivitas. Nilai transpos diambil sebagai pendekatan terhadap nilai invers dari sensitivitas.

Algoritma LBP tidak mampu merekonstruksi bentuk citra yang kompleks (Liu, Fu and Q Yang) sehingga dilakukan metode iterasi untuk meminimalisir nilai error (Yang W and Peng), yang ditunjukkan pada persamaan berikut

$$G^{(k+1)} = G^{(k)} + \alpha S^T (C - S G^{(k)}) \quad (3.28)$$

α merupakan konstanta.

3.3. Problem Maju dengan Feed-forward Neural Network

Permasalahan pada masalah forward ini mencakup pada proses pengukuran dan pengumpulan data kapasitansi dari tiap elektroda yang dipasang

sebagai sensor. Kapasitansi yang diukur dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (3.29) berikut

$$C_i = -\frac{1}{\Delta V_i} \iint_{A_i} \varepsilon(x, y, z) \nabla \phi(x, y, z) dA \quad (3.29)$$

C_i merupakan kapasitansi yang diukur, ΔV_i adalah beda potensial antara pasangan elektroda.

Jumlah pengukuran kapasitansi pada ECVT bergantung pada jumlah sensor yang digunakan dengan mengikuti persamaan berikut

$$M = \frac{N(N-1)}{2} \quad (3.30)$$

M merupakan jumlah pengukuran dan N adalah jumlah elektroda yang digunakan.

Problem maju pada ECVT bersifat non-linear. Penyelesaian selama ini yang dilakukan adalah dengan melakukan pendekatan linear. Hasil citra dari pendekatan linear ini belum maksimal. Oleh karena itu untuk menyelesaikan problem maju ini digunakan metoda feed forward neural network dengan backpropagation training yang mampu mengatasi masalah yang bersifat non-linear.

Artificial Neural Network

Artificial neural network merupakan suatu metode komputasi yang meniru kerja dari sistem saraf manusia. Jaringan saraf yang disusun oleh koneksi antar masing-masing sel saraf membawa sinyal-sinyal listrik dari titik rangsangan menuju ke pusat saraf atau sebaliknya. Setiap koneksi antar sel saraf menentukan seberapa besar sinyal listrik yang dikirimkan dan akan mempengaruhi proses eksekusi oleh pusat saraf.

Neural network pertama kali dikenal setelah McCulloch dan Pitts memperkenalkan tentang neuron sederhana dalam proses komputasi (Smagt and Krose). Neuron ini merupakan model dari sel saraf pada manusia yang akan membawa dan melakukan proses komputasi terhadap input yang diberikan.

Metode neural network telah banyak digunakan untuk berbagai aplikasi, seperti pada robot, finansial, kontrol proses manufaktur, otomotif, dan lain-lain.

Arsitektur

Dalam sistem neural network terdapat unit terkecil yang disebut neuron yang berfungsi sebagai tempat proses data input yang terhubung satu sama lain, oleh karena itu neuron biasa disebut sebagai *unit processing*. Masing-masing neuron terhubung satu sama lain dan membawa sinyal input yang berasal dari neuron tetangganya yang digunakan untuk menghitung sinyal output. Sinyal output ini menjadi sinyal input bagi neuron selanjutnya. Pada waktu yang sama dalam proses tersebut juga terjadi pengaturan bobot/*weight* antar koneksi dari masing-masing neuron.

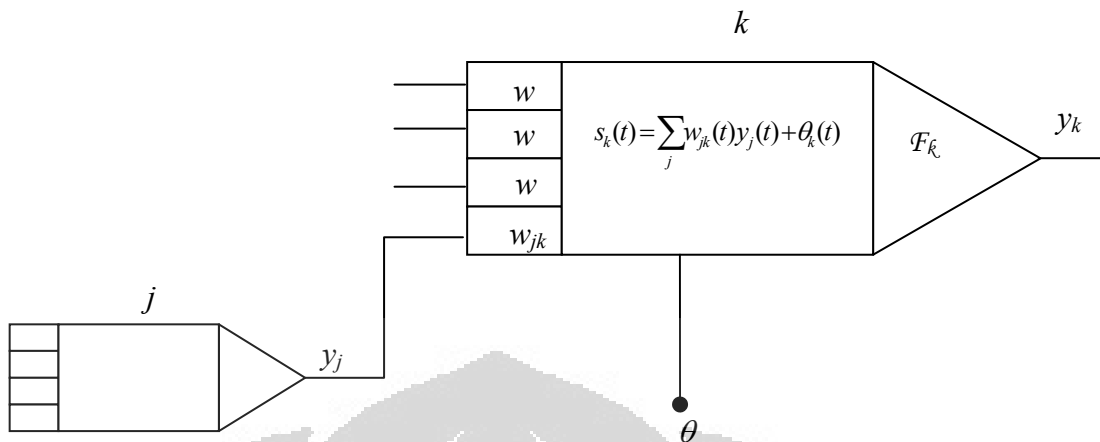
Sistem neural dibedakan menjadi tiga jenis unit, yaitu

- Input unit
Unit yang menerima data dari luar neural network
- Output unit
Unit yang mengirim data ke luar neural network
- Hidden unit
Unit yang berada antara input dan output unit

Masing-masing unit dihubungkan dengan persamaan berikut

$$s_k(t) = \sum_j w_{jk}(t) y_j(t) + \theta_k(t) \quad (3.31)$$

s_k merupakan total input yang diberikan ke unit k , w_{jk} adalah faktor pemberat pada tiap-tiap hubungan antar output pada unit j dan input pada unit k , y_k merupakan output dari setiap unit k , dan θ_k adalah *bias* atau *offset*. Jika w_{jk} bernilai positif maka dianggap sebagai *excitation* yang akan membangkitkan rangsangan terhadap input sedangkan jika w_{jk} bernilai negatif, dianggap sebagai *inhibition* yaitu penghalang terhadap input pada unit.



Gambar 3. 4. Komponen dasar dari neural network

Aturan Aktivasi dan Output

Dalam neural network kita membutuhkan aturan yang memberikan efek terhadap total input pada aktivasi dari setiap unit. Fungsi aktivasi, F_k digunakan untuk menghasilkan nilai baru dari aktivasi unit k yang merupakan fungsi dari total input, $s_k(t)$ dan nilai aktivasi lama $y_k(t)$. Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut:

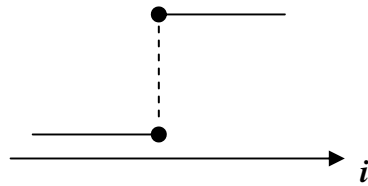
$$y_k(t+1) = F_k(y_k(t), s_k(t)) \quad (3.32)$$

Fungsi aktivasi juga biasa disebut dengan fungsi transfer dan fungsi aktivasi yang biasa digunakan yaitu fungsi *nondecreasing* pada total input dari setiap unit:

$$y_k(t+1) = F_k(s_k(t)) = F_k\left(\sum_j w_{jk}(t) y_j(t) + \theta_k(t)\right) \quad (3.33)$$

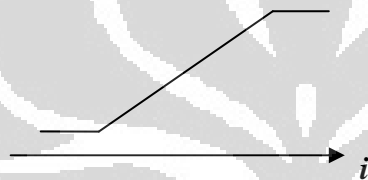
Beberapa fungsi aktivasi yang umum digunakan dapat diklasifikasikan menjadi tiga variasi fungsi aktivasi, yaitu:

- Fungsi dengan nilai ambang batas kasar, misalnya fungsi sgn. Pada fungsi ini nilai aktivasi ditentukan dengan bilangan biner seperti 0 dan 1 atau -1 dan +1.



Gambar 3. 5. Fungsi Sgn

- Fungsi linear atau semi-linear. Fungsi ini lebih *smooth* dan penentuan nilai aktivasinya lebih bervariasi dibandingkan dengan fungsi sgn.



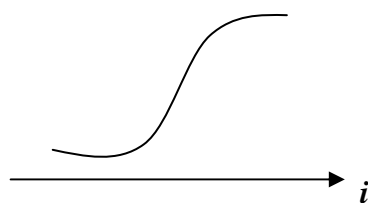
Gambar 3. 6. Fungsi Semi Linear

- Fungsi dengan nilai batas halus, misalnya fungsi sigmoid dengan bentuk matematis seperti berikut

$$y_k = F(s_k) = \frac{1}{1 + e^{-s_k}}$$

(3.34)

Fungsi ini lebih *smooth* dibandingkan dua fungsi sebelumnya.

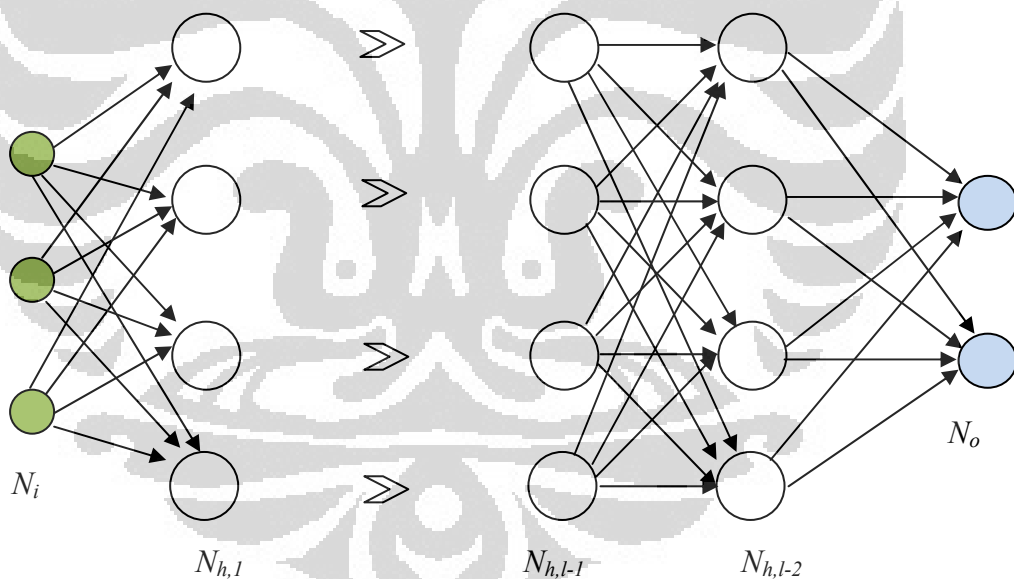


Gambar 3. 7. Fungsi Sigmoid

Multi Layer Feed-Forward Neural Network

Menurut konfigurasi koneksinya, neural network secara umum terbagi atas dua jenis, yaitu recurrent network dan feed-forward network. Recurrent network memiliki *feedback connection* yang melakukan umpan balik dari output untuk meminimalisir nilai error. Sedangkan pada feed-forward network tidak memiliki umpan balik akan tetapi terdapat koneksi antara output unit dan input unit pada layer yang sama atau pada layer sebelumnya.

Pada multi layer feed-forward network terdapat struktur layer yang berperan dalam proses komputasi. Setiap layer terdiri dari unit-unit yang menerima data input dari unit yang berasal dari layer sebelumnya dan mengirim data output ke layer berikutnya.



Gambar 3. 8. Multi-layer network dengan l layer dari unit

Backpropagation Training

Proses training digunakan untuk memperbaharui nilai faktor pemberat, w pada neural network. Didasarkan pada metode *error-correction* dengan membandingkan output dari network dengan respon yang diinginkan untuk

perkiraan error dan memperbarui faktor weight hingga error diminimalisir. Dalam hal ini kita membutuhkan pasangan data input dan output untuk membandingkan nilai hasil pada neural network. Ketika data input dimasukkan ke dalam unit neuron, maka akan diproses menggunakan fungsi aktivasi yang menghasilkan output data dari unit. Nilai output data dari unit ini dibandingkan dengan nilai data output yang sebenarnya dan didapatkan nilai error dari unit tersebut. Dari nilai error ini kita mendapatkan nilai delta pemberat w dengan menggunakan prinsip *generalisasi delta rule*. Nilai delta w ini akan digunakan untuk memperbaharui nilai pemberat w pada network. Proses tersebut berlangsung saat dilakukan training backpropagation.

Feed-forward dengan 2 layer dapat menyelesaikan beberapa keterbatasan dalam neural network namun tidak mampu menunjukkan solusi dari masalah bagaimana mengatur pemberat dari input ke hidden unit. Penyelesaian dari masalah ini diusulkan dengan merambatkan error pada setiap unit dari output layer ke hidden layer untuk meng-*update* nilai weight dari setiap koneksi antar layer. Metode ini biasa dikenal dengan *back-propagation learning rule*. Backpropagation dianggap sebagai generalisasi dari delta rule untuk fungsi aktivasi nonlinear dan multi layer network.

Pada backpropagation, fungsi yang digunakan untuk menentukan aktivasi hampir sama dengan persamaan (3.32), seperti pada persamaan berikut

$$y_k^p = \mathcal{F}(s_k^p) = \mathcal{F}\left(\sum_j w_{jk} y_j^p + \theta_k\right) \quad (3.35)$$

Generalisasi Delta Rule

Delta rule merupakan suatu fungsi error yang berdasarkan perbedaan antara nilai output yang diinginkan dengan nilai output yang dihasilkan pada neural network. Dalam hal ini kita membagi dua jenis fungsi aktivasi pada network, yaitu fungsi aktivasi linear dan fungsi aktivasi nonlinear. Untuk fungsi aktivasi linear, output dari network secara sederhana ditunjukkan sebagai berikut:

$$y = \sum_j w_j x_j + \theta \quad (3.36)$$

dengan y adalah output dan x_j merupakan input dari network. Generalisasi delta rule merupakan bentuk umum dari delta rule yang digunakan dalam fungsi aktivasi nonlinear.

Fungsi error dikenal sebagai *mean sum square error* (MSE) merupakan jumlah dari kuadrat error. Untuk fungsi aktivasi linear, nilai fungsi error secara matematis ditulis sebagai berikut:

$$E = \sum_p E^p = \frac{1}{2} \sum_p (d^p - y^p)^2 \quad (3.37)$$

E^p menunjukkan error pada unit p , d^p adalah nilai output yang diinginkan (merupakan data training), dan y^p adalah nilai output dari network dari unit p .

Untuk fungsi aktivasi nonlinear nilai errornya ditunjukkan sebagai berikut:

$$E = \sum_p E^p = \frac{1}{2} \sum_{o=1}^{N_o} (d_o^p - y_o^p)^2 \quad (3.38)$$

d_o^p dan y_o^p berturut-turut merupakan nilai output yang diinginkan dan nilai output hasil komputasi pada unit o untuk setiap pola p . N_o menunjukkan jumlah layer pada network tersebut.

Proses pada MSE menghasilkan nilai dari semua pemberat dan meminimalisir fungsi error menggunakan metode yang disebut *gradient descent*. Pada metode ini dilakukan perubahan pada pemberat w yang sebanding dengan minus dari turunan error dari suatu unit terhadap pemberat dari unit tersebut. Secara matematis ditulis sebagai berikut

$$\Delta_p w_j = -\gamma \frac{\partial E^p}{\partial w_j} \quad (3.39)$$

Untuk fungsi aktivasi linear ditunjukkan pada persamaan (3.40)

$$\Delta_p w_{jk} = -\gamma \frac{\partial E^p}{\partial w_{jk}} \quad (3.40)$$

γ merupakan konstanta kesebandingan. Nilai konstanta ini disebut juga sebagai *learning rate*.

Turunan error terhadap pemberat dapat ditulis sebagai berikut:

$$\frac{\partial E^p}{\partial w_j} = \frac{\partial E^p}{\partial y^p} \frac{\partial y^p}{\partial w_j} \quad (3.41)$$

Pada fungsi aktivasi nonlinear ditulis

$$\frac{\partial E^p}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E^p}{\partial s_k^p} \frac{\partial s_k^p}{\partial w_{jk}} \quad (3.42)$$

Untuk fungsi aktivasi linear turunan pada suku kedua dari persamaan diatas sama dengan nilai input x_j dan nilai pada suku pertama ditunjukkan sebagai berikut:

$$\frac{\partial E^p}{\partial y^p} = -(d^p - y^p) \quad (3.43)$$

Sehingga

$$\Delta_p w_j = \gamma \delta^p x_j \quad (3.44)$$

dimana $\delta^p = d^p - y^p$. Persamaan (3.44) disebut sebagai delta rule untuk fungsi aktivasi linear, sedangkan untuk fungsi aktivasi nonlinear disebut dengan generalisasi delta rule, yaitu:

$$\Delta_p w_{jk} = \gamma \delta_k^p y_j^p \quad (3.45)$$

Suku kedua dari persamaan (3.42) pada fungsi aktivasi nonlinear sama dengan y_j^p . Kemudian kita definisikan δ_k^p , yaitu:

$$\delta_k^p = -\frac{\partial E^p}{\partial s_k^p} \quad (3.46)$$

$$\delta_k^p = -\frac{\partial E^p}{\partial s_k^p} = -\frac{\partial E^p}{\partial y_p^k} \frac{\partial y_p^k}{\partial s_k^p} \quad (3.47)$$

$$\frac{\partial y_p^k}{\partial s_k^p} = F'(s_k^p)$$

(3.48)

Kemudian untuk $k = o$, yaitu pada output network, nilai suku pertama pada persamaan (3.45) sama dengan pada persamaan (3.43):

$$\frac{\partial E^p}{\partial y_o^p} = -(d_o^p - y_o^p) \quad (3.49)$$

Sehingga dari persamaan (3.48) dan (3.49), persamaan (3.47) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\delta_o^p = (d_o^p - y_o^p) F'_o(s_o^p) \quad (3.50)$$

Untuk k tidak sama dengan o , maka $k = h$ yaitu pada hidden layer. Nilai error pada hidden layer dapat dianggap sebagai fungsi dari sejumlah input dari hidden layer ke output layer $E^p = E^p(s_1^p, s_2^p, \dots, s_j^p, \dots)$ dengan menggunakan aturan berantai dapat ditulis;

$$\frac{\partial E^p}{\partial y_h^p} = \sum_{o=1}^{N_o} \frac{\partial E^p}{\partial s_o^p} \frac{\partial s_o^p}{\partial y_h^p} = \sum_{o=1}^{N_o} \frac{\partial E^p}{\partial s_o^p} \frac{\partial}{\partial y_h^p} \sum_{j=1}^{N_h} w_{ko} y_j^p = \sum_{o=1}^{N_o} \frac{\partial E^p}{\partial s_o^p} w_{ho} = - \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p w_{ho} \quad (3.51)$$

Dengan mensubstitusikan persamaan (3.51) ke persamaan (3.47), dihasilkan:

$$\delta_h^p = F'_h(s_h^p) \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p w_{ho} \quad (3.52)$$

Persamaan (3.50) dan (3.52) digunakan untuk menghitung nilai generalisasi delta rule pada persamaan (3.45).

Nilai F' pada persamaan (3.52) dapat ditentukan dengan menggunakan persamaan sigmoid pada persamaan (3.34) yaitu sebagai berikut:

$$\begin{aligned} F'(s^p) &= \frac{\partial}{\partial s^p} \frac{1}{1 + e^{-s^p}} \\ &= \frac{1}{(1 + e^{-s^p})^2} (-e^{-s^p}) \\ &= \frac{1}{(1 + e^{-s^p})(1 + e^{-s^p})} \\ &= y^p(1 - y^p) \end{aligned} \quad (3.53)$$

Sehingga dengan mensubstitusikan persamaan (3.53) ke persamaan (3.49) dan (3.51) maka kita mendapatkan:

$$\delta_o^p = (d_o^p - y_o^p) y_o^p (1 - y_o^p) \quad (3.54)$$

dan

$$\delta_h^p = y_h^p (1 - y_h^p) \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p w_{ho} \quad (3.55)$$

Prediksi

Neural network yang telah ditraining dapat digunakan untuk memprediksi nilai suatu data dari input data yang diberikan. Dalam hal ini, untuk hasil yang optimal, nilai data input yang ingin diprediksi harus berada dalam *range* data training.

Untuk memprediksi nilai output dari suatu data input kita memasukkan nilai data input tersebut ke dalam algoritma neural network yang telah di training. Neural network yang telah ditraining memiliki nilai pemberat w yang menunjukkan hubungan antara input dengan output. Sehingga ketika data input dimasukkan, maka data tersebut akan dikomputasi dengan menggunakan data pemberat w untuk menghasilkan output yang diinginkan dengan menggunakan persamaan (3.35)

Metode Neural Network dalam Menyelesaikan Masalah Forward

Masalah forward pada ECVT dapat diselesaikan dalam 3 metode, yaitu metode linearisasi, metode numerik, dan metode analitik. Metode neural network termasuk ke dalam kategori metode numerik.

Hubungan antara distribusi permitivitas dengan nilai kapasitansi merupakan hubungan yang non-linear. Oleh karena itu penyelesaian dengan metode numerik akan memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode linear.

Untuk menerapkan metode neural network dalam menyelesaikan masalah forward pada ECVT, kita harus memiliki sejumlah pasangan input dan output yang digunakan sebagai training dari neural network. Distribusi permitivitas objek di dalam sensor digunakan sebagai input data training dan nilai kapasitansi sebagai output atau target. Semakin banyak data training yang digunakan maka neural network yang diperoleh akan semakin akurat dalam menentukan nilai kapasitansi.

Bentuk ukuran matriks permitivitas pada neural network yaitu $N \times V$, dengan N merupakan jumlah total voxel dan V merupakan variasi data.

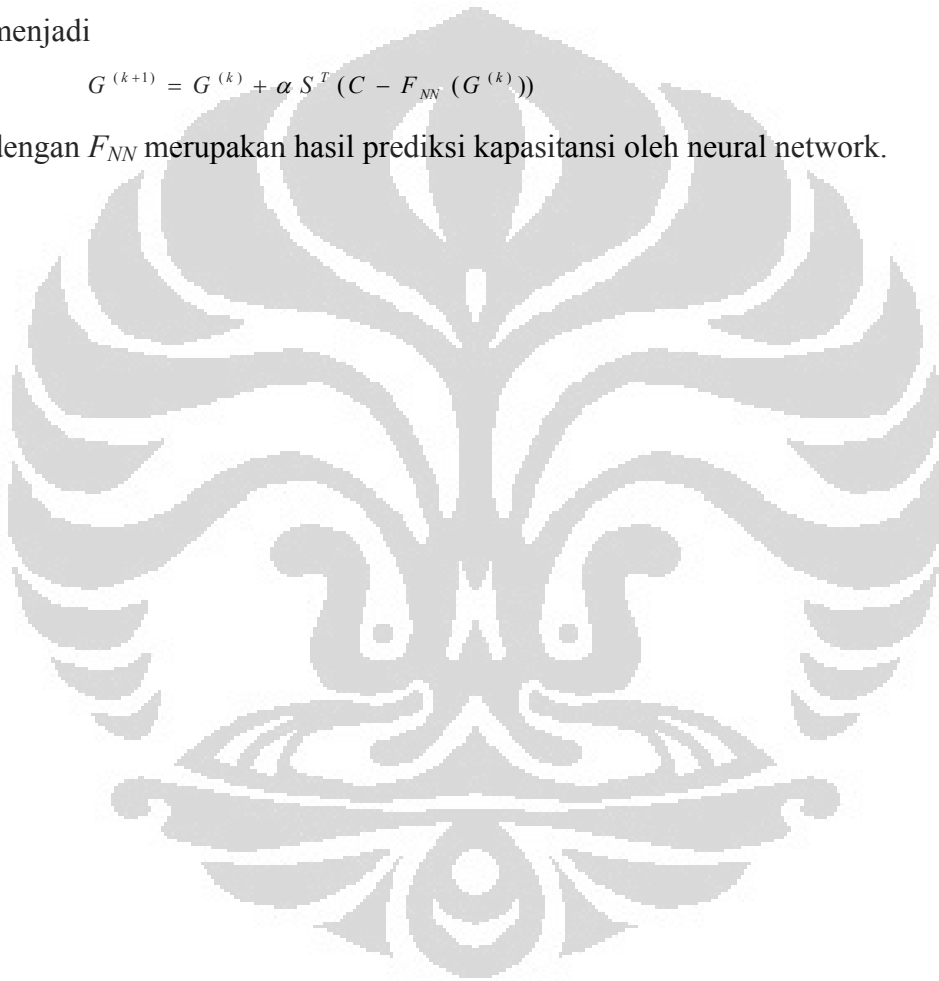
Sedangkan pada kapasitas matriksnya $M \times V$ dengan M merupakan jumlah pengukuran kapasitas dari tiap elektroda.

3.4. Rekonstruksi Semi Non Linear

Proses rekonstruksi semi nonlinear merupakan penggabungan antara proses rekonstruksi menggunakan iterasi linear back projection pada problem balik dan metode neural network pada problem maju. Sehingga persamaan (3.28) menjadi

$$G^{(k+1)} = G^{(k)} + \alpha S^T (C - F_{NN}(G^{(k)})) \quad 3.56$$

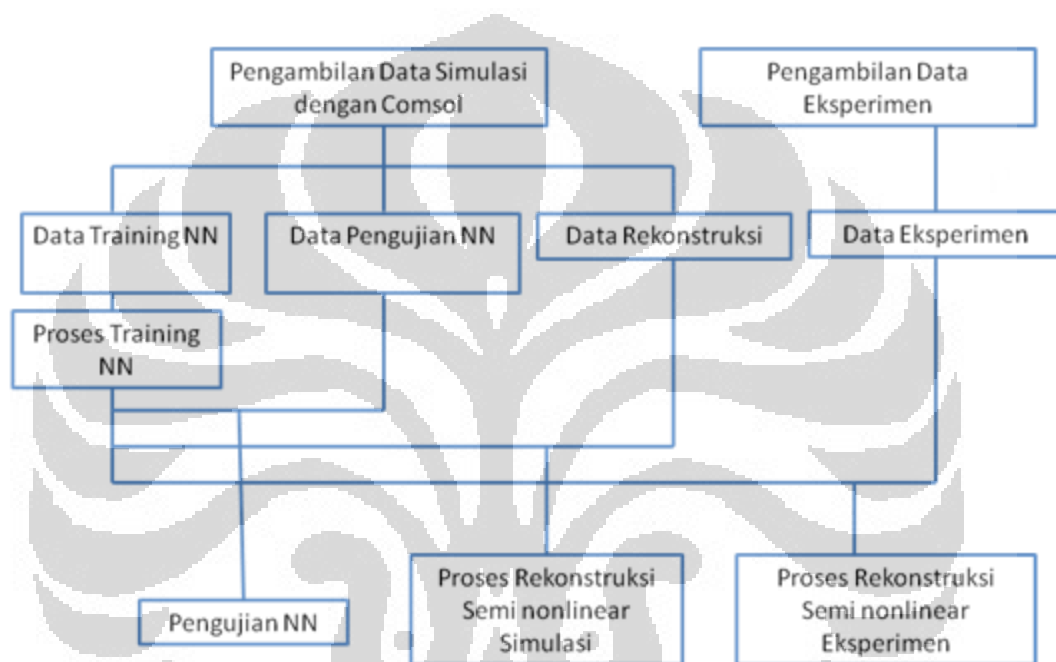
dengan F_{NN} merupakan hasil prediksi kapasitas oleh neural network.



BAB 4

METODOLOGI PENELITIAN

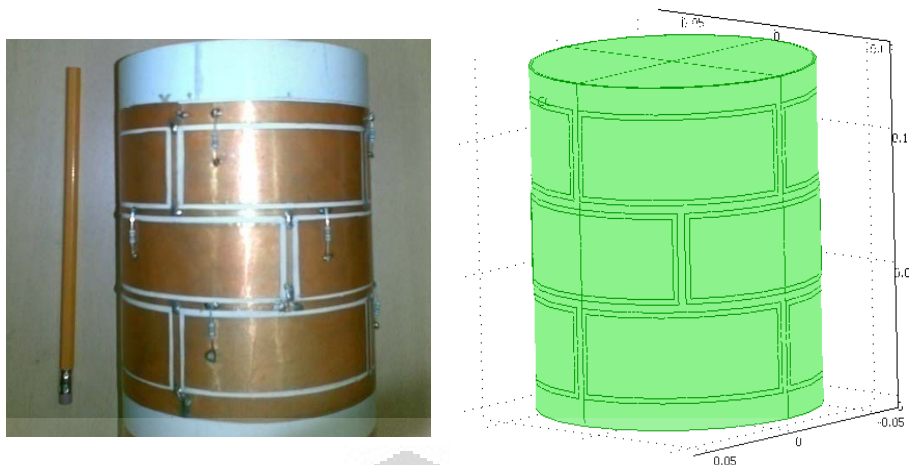
Bab ini membahas mengenai penelitian yang dilakukan meliputi proses simulasi dan eksperimen. Gambar 4.1 merupakan skema penelitian yang dilakukan



Gambar 4. 1 Skema penelitian

4.1. Simulasi Sistem ECVT

Sistem ECVT disimulasikan dengan menggunakan software COMSOL Multiphysics. Proses simulasi ini memanfaatkan prinsip metode elemen hingga (*Finite Element Methode*) yang ditandai oleh proses *meshing* pada software tersebut. Model simulasi yang dibuat adalah model dengan 12 sensor yang terdiri atas tiga tingkat dan pada tingkat kedua diputar 45 derajat terhadap sumbu z sesuai dengan Gambar 4.1 berikut



Gambar 4. 2. Model sensor pada hardware dan simulasi

Pembuatan model pada simulasi ini cukup penting mengingat hasil data kapasitansi yang didapatkan dari proses simulasi akan digunakan sebagai data training untuk algoritma neural network yang akan diaplikasikan pada eksperimen. Oleh karena itu bentuk fisik dan ukuran dari model simulasi harus sesuai dengan model sensor yang sebenarnya.

4.1.1. Parameter Fisika

Dalam melakukan simulasi ECVT, kita harus mengatur beberapa besaran fisika yang berperan dalam sistem ECVT ini.

4.1.1.1. Parameter Subdomain

Subdomain merupakan bagian interior dari model sensor yang kita desain. Parameter fisika pada subdomain ini mengikuti persamaan Poisson seperti yang telah diturunkan pada bab sebelumnya.

$$\nabla \cdot (\varepsilon(x, y) \nabla \phi(x, y)) = -\rho(x, y) \quad (4.1)$$

Nilai rapat muatan ρ pada subdomain di set sama dengan nol karena dalam hal ini kita menggunakan media dielektrik, sedangkan untuk nilai permitivitas relatif dimasukkan nilai 1 yang menunjukkan bahwa di dalam sensor tersebut hanya terdapat udara (permitivitas relatif udara = 1).

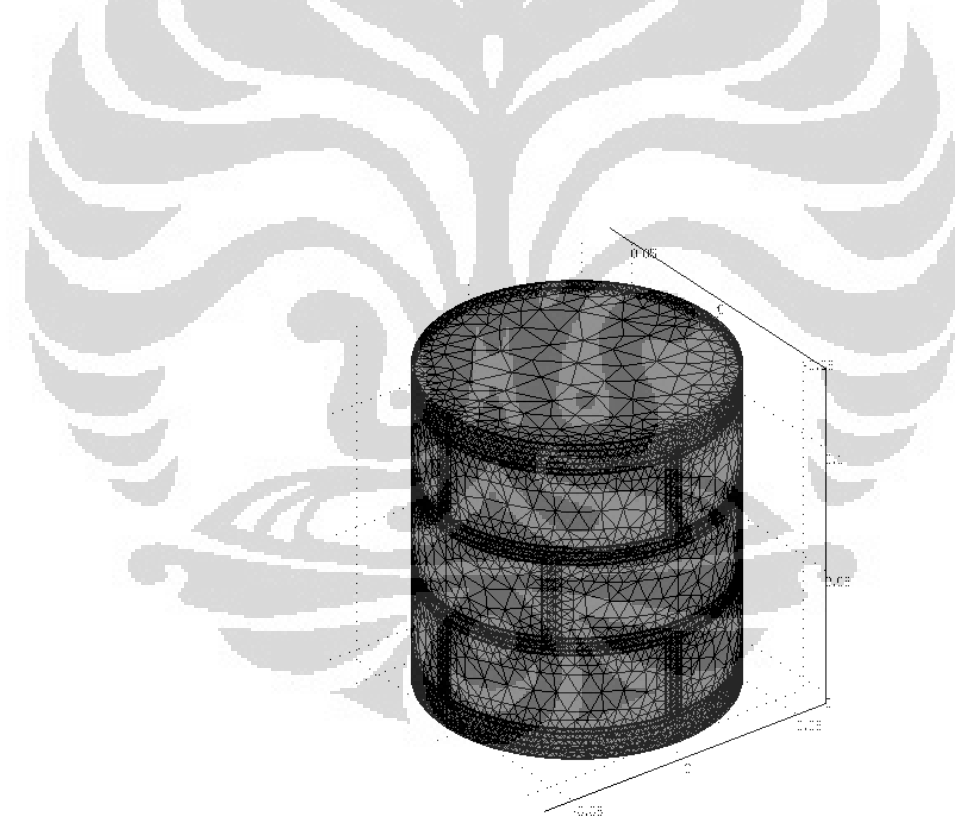
4.1.1.2. Parameter Boundary

Boundary merupakan bagian yang membatasi antara bagian interior sensor dengan bagian luar sensor. Dalam hal ini pengaturan boundary menunjukkan

elektroda-elektroda yang dipasang pada sensor, sehingga elektroda tersebut di-*setting* sebagai input ketika dianggap sebagai sumber tegangan. Hal ini akan menimbulkan beda potensial antara elektroda satu dengan elektroda yang lainnya sehingga terdapat kapasitansi diantara elektroda-elektroda tersebut. Nilai kapasitansi ini dipengaruhi oleh distribusi permitivitas objek yang terdapat di dalam sensor.

4.1.2. Parameter Komputasi

Metode komputasi yang digunakan dalam simulasi ini adalah metode elemen hingga atau yang dikenal sebagai *finite element method* (FEM). Metode ini membagi daerah domain menjadi elemen-elemen kecil dan melakukan komputasi dari elemen-elemen kecil tersebut.



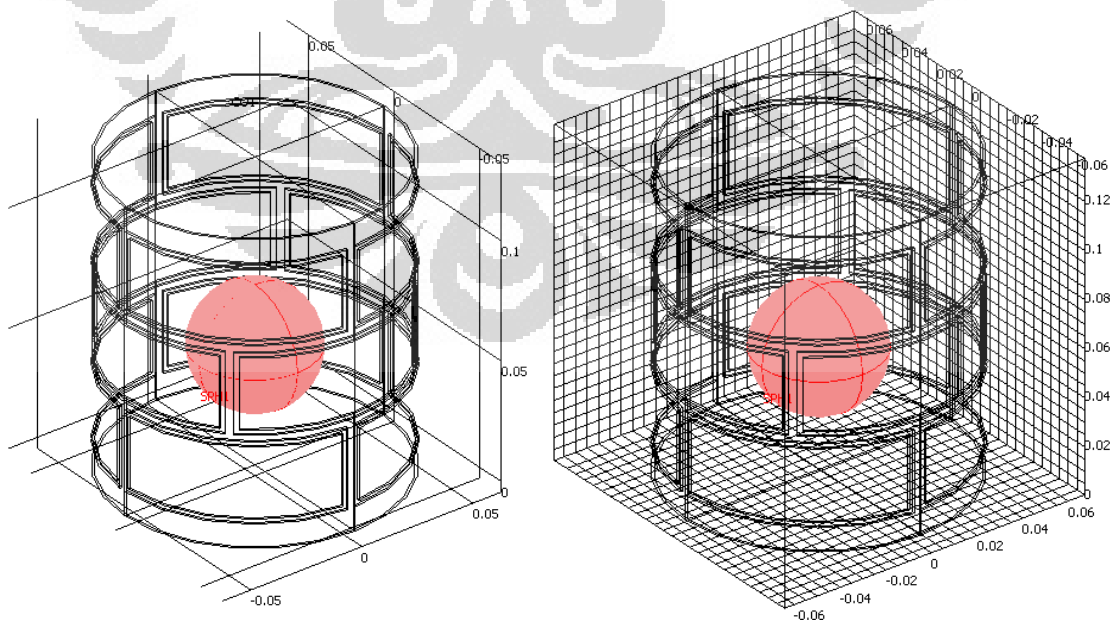
Gambar 4. 3. Pembagian domain menjadi elemen-elemen kecil

4.2. Training dan Pengujian Neural Network

Setelah dilakukan pembuatan model simulasi dari sistem ECVT kemudian dilakukan pengumpulan data training dengan simulasi tersebut. Data training dilakukan dengan membuat variasi distribusi permitivitas dan posisi objek di dalam sistem ECVT kemudian dilakukan pengukuran kapasitansi untuk setiap variasi tersebut. Jumlah pengukuran kapasitansi untuk tiap variasi adalah 66 sesuai dengan persamaan (3.30). Ukuran voxel dari model tersebut diatur dengan ukuran $32 \times 32 \times 32$. Jumlah variasi data yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebanyak 66 variasi. Gambar 4.4 menunjukkan salah satu variasi data yang disimulasikan.

4.2.1. Training Network

Data training yang telah didapatkan dari proses hasil simulasi digunakan untuk mentraining multi layer neural network dengan training backpropagation. Pada proses training ini nilai pemberat W akan diupdate berdasarkan hubungan antara distribusi permitivitas dan kapasitansi.



Gambar 4. 4. Salah satu variasi simulasi data training beserta ukuran voxelnya

4.2.2. Eksperimen

4.2.2.1. Alat dan Bahan

Eksperimen dilakukan dengan menggunakan komputer, sensor, dan DAS (*Data Acquisition System*) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4. 5 Sistem eksperimen

4.2.2.2. Metode Eksperimen

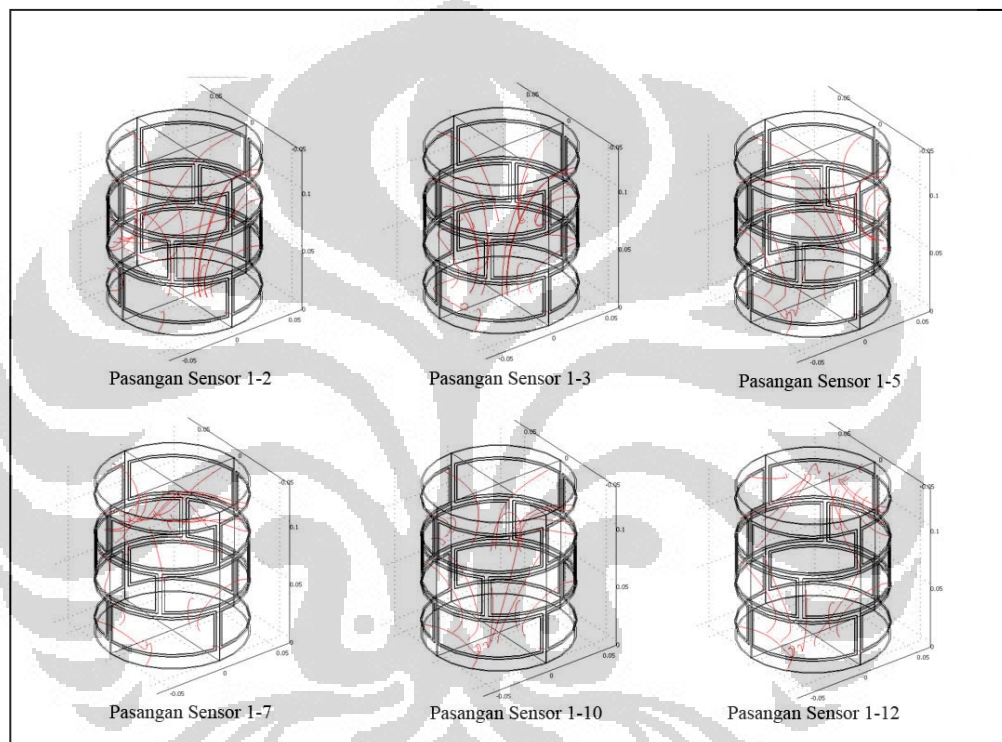
Sebelum digunakan dilakukan kalibrasi dengan mengukur nilai kapasitansi saat kosong dan saat diisi penuh dengan beras. Setelah itu eksperimen dilakukan dengan memasukkan objek berupa gelas yang berisi beras. Pertama-tama dilakukan proses rekonstruksi dengan rekonstruksi linear, kemudian dilakukan rekonstruksi semi linear dengan memasukkan neural network yang telah ditraining ke dalam algoritma rekonstruksinya. Hasil citra dari kedua proses rekonstruksi tersebut kemudian dibandingkan.

BAB 5

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1. Simulasi Model Sensor ECVT

Distribusi medan listrik di dalam subdomain dari model simulasi ECVT untuk beberapa pasangan sensor dapat kita lihat pada Gambar 5.1

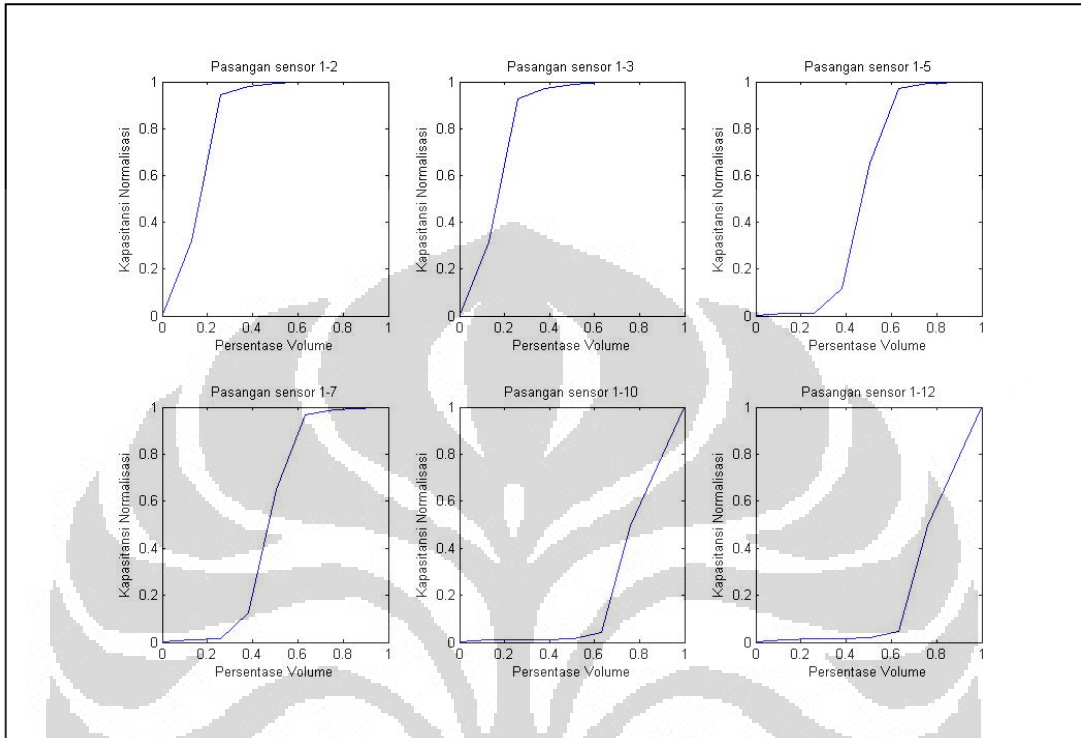


Gambar 5.1 Distribusi medan listrik dari beberapa pasangan sensor/elektroda

Dari Gambar 5.1, terlihat distribusi medan listrik dari model sensor yang ditunjukkan oleh garis warna merah. Di dalam subdomain dari model tersebut tidak terdapat benda. Medan listrik keluar dari detektor yang bermuatan positif dan sebagian besar masuk menuju detektor yang bermuatan negatif.

Untuk melihat nilai kapasitansi dari suatu benda, dilakukan simulasi dengan memasukkan benda ($\epsilon_r=80$) dengan variasi volume, mulai dari volume yang kecil hingga volume benda yang paling besar dengan benda berbentuk silinder yang radiusnya mendekati ukuran radius model sensor dan tinggi yang bervariasi sesuai dengan variasi volume benda. Posisi nol dari sumbu z benda

terletak disekitar posisi nol dari sumbu z model sensor (benda diusahakan masih berada di dalam model sensor). Hubungan antara kapasitansi dengan volume benda yang deteksi pada simulasi ECVT dapat ditunjukkan pada Gambar 5.2



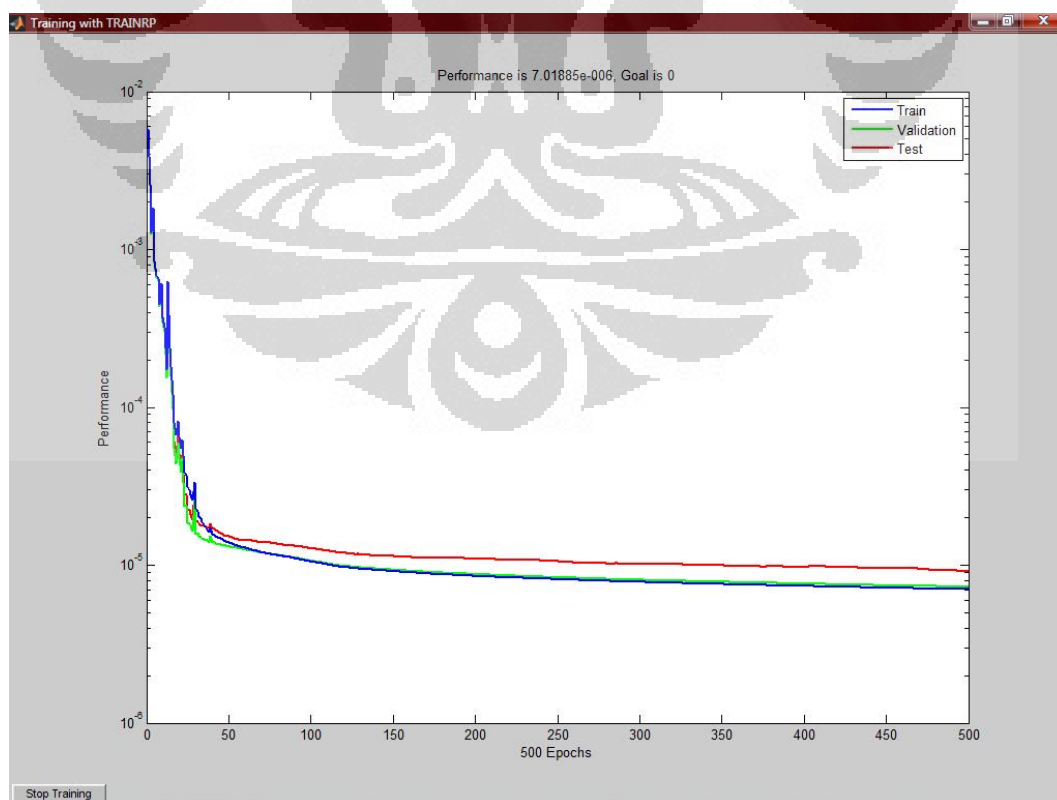
Gambar 5.2 Grafik hubungan kapasitansi dengan persentase volume benda untuk beberapa pasangan sensor/elektroda

Dari Gambar 5.2 dapat dilihat bahwa semakin besar volume suatu benda maka nilai kapasitansinya juga semakin besar. Pada pasangan sensor 1-2 terlihat bahwa untuk persentase volume dari nilai 0 sampai sekitar 30% nilai kapasitansinya berubah secara signifikan. Hal ini disebabkan karena posisi dari sebagian besar volume benda pada range 0-30% masih berada dibawah (pada tingkat I dari model sensor), sehingga perubahan sedikit volume pada benda mempengaruhi medan listrik yang mengalir dari sensor 1 ke sensor 2. Sebaliknya terjadi pada pasangan sensor 1 dan 12. Pada kondisi tersebut nilai kapasitansi pada volume benda yang kecil juga bernilai kecil, namun ketika nilai volume benda mendekati 60% dari volume model sensor hingga 90%-nya, nilai kapasitansi naik secara signifikan. Hal ini disebabkan karena pada saat volume benda kurang dari 60%, permitivitas relatif antara sensor 1 dan sensor 12 merupakan kontribusi dari

sebagian permitivitas relatif benda ($\epsilon_r=80$) dan sebagian udara ($\epsilon_r=1$). Sehingga kemampuan untuk menyimpan muatan dari pasangan sensor tersebut lebih kecil dibandingkan dengan benda dengan volume lebih besar 60% yang sebagian besar merupakan benda dengan permitivitas relatif 80. Semakin besar permitivitas relatif dari suatu benda, maka kemampuan benda tersebut untuk menyimpan muatan.

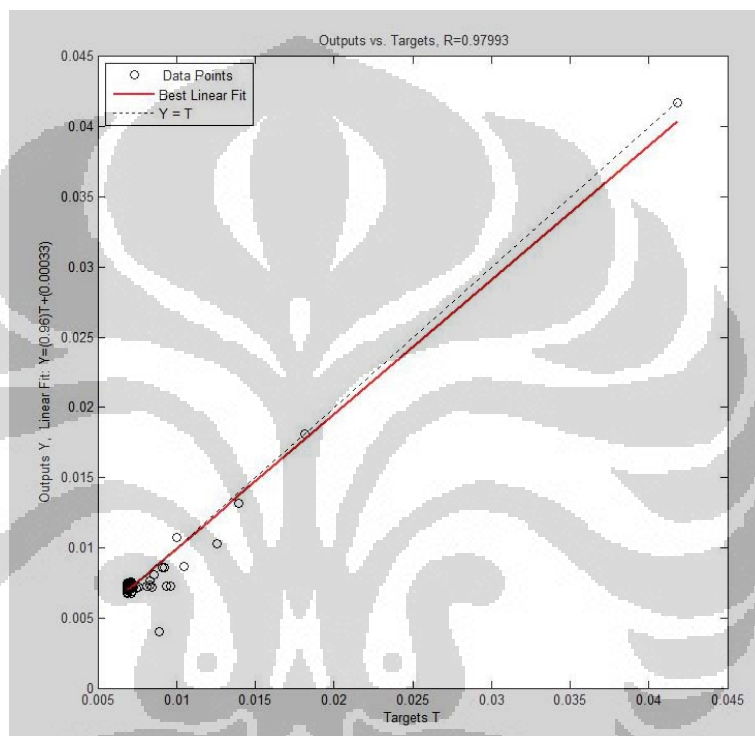
5.2. Hasil Training Neural Network

Data simulasi yang didapatkan telah digunakan untuk melakukan training terhadap neural network. Hasil training neural network dapat ditunjukkan pada Gambar 5.3. Proses training dilakukan dengan iterasi sebanyak 500 iterasi. Neural network menggunakan 3 layer dengan 2 hidden layer yang memiliki jumlah neuron berturut-turut 150 dan 130, dan 1 output layer. Pada Gambar 5.3 terdapat 3 garis yang menunjukkan error pada proses training, validasi, dan tes. Dari grafik tersebut terlihat bahwa error pada proses training setelah mencapai 500 iterasi adalah sekitar $7.01885e-006$. Proses training menggunakan komputer PC dengan prosesor 1,8 Ghz dan memory 2GB dan berlangsung selama lebih kurang 10 jam.



Gambar 5. 3. Hasil training neural network

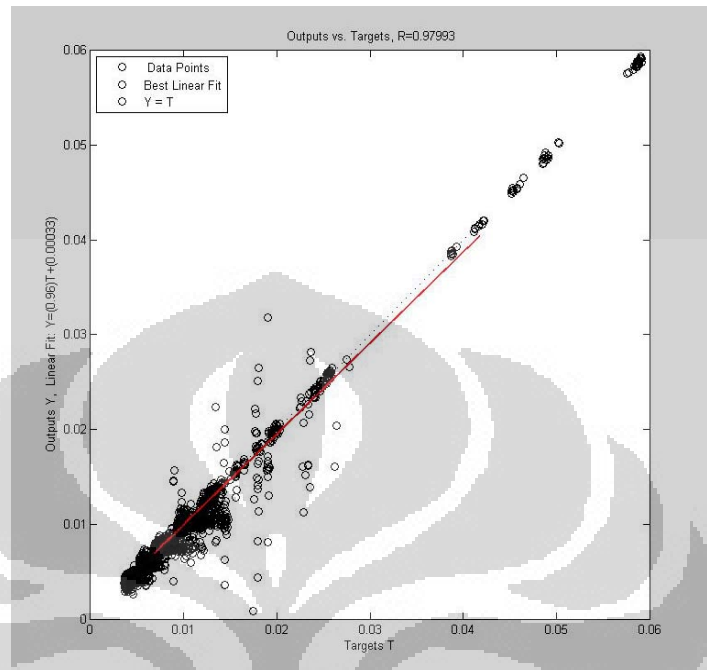
Gambar 5.4 menunjukkan grafik linear antara nilai kapasitansi hasil simulasi (output) pada data training dengan hasil prediksi neural network yang telah ditraining (target) untuk satu jenis variasi data. Dari gambar tersebut terlihat bahwa hubungan antara output dan target mendekati hubungan yang linear.



Gambar 5. 4 Grafik linear antara output dan target untuk satu jenis variasi data

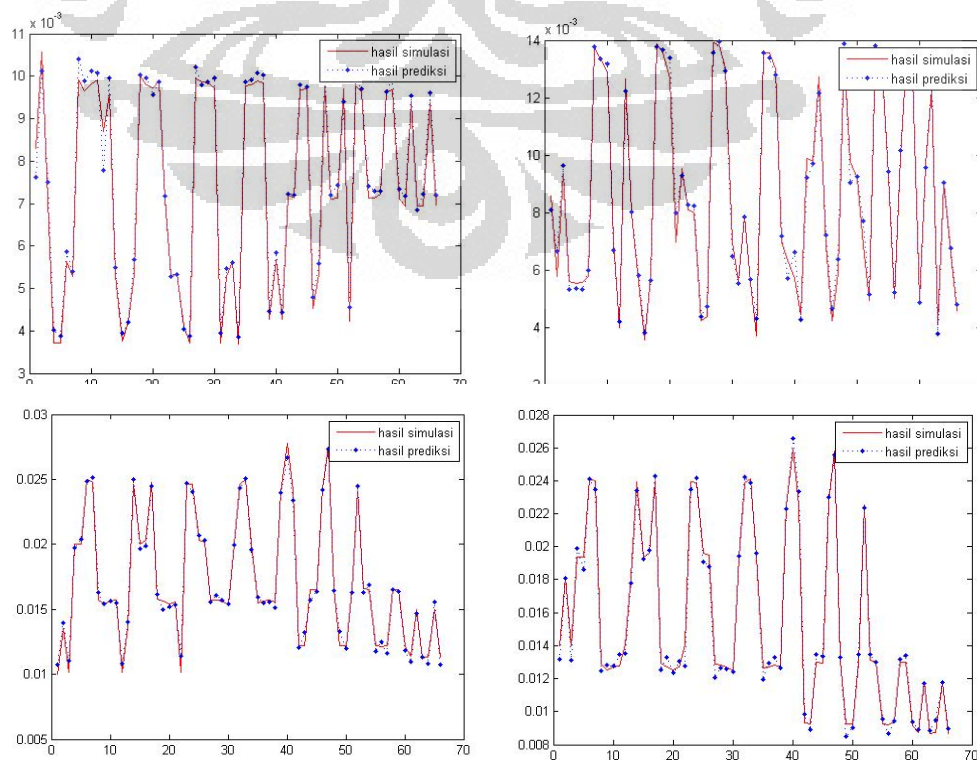
Untuk hubungan linear dari kapasitansi hasil training dengan hasil simulasi dengan memplot semua variasi data seperti pada grafik yang ditunjukkan pada Gambar 5.5. Gambar tersebut menunjukkan distribusi setiap nilai kapasitansi dari semua data training. Dari Gambar tersebut dapat kita lihat bahwa nilai kapasitansi dari data training sebagian besar berada pada nilai yang relatif kecil. Hanya beberapa data yang berada pada setengah dari nilai kapasitansi penuh dan hampir tidak ada data yang berada pada $\frac{3}{4}$ nya. Hal ini disebabkan karena data training yang digunakan kebanyakan merupakan hasil dari simulasi untuk objek

dengan ukuran yang kecil sehingga nilai kapasitansinya pun kebanyakan sangat kecil.



Gambar 5. 5 Grafik antara target dan output untuk semua variasi data

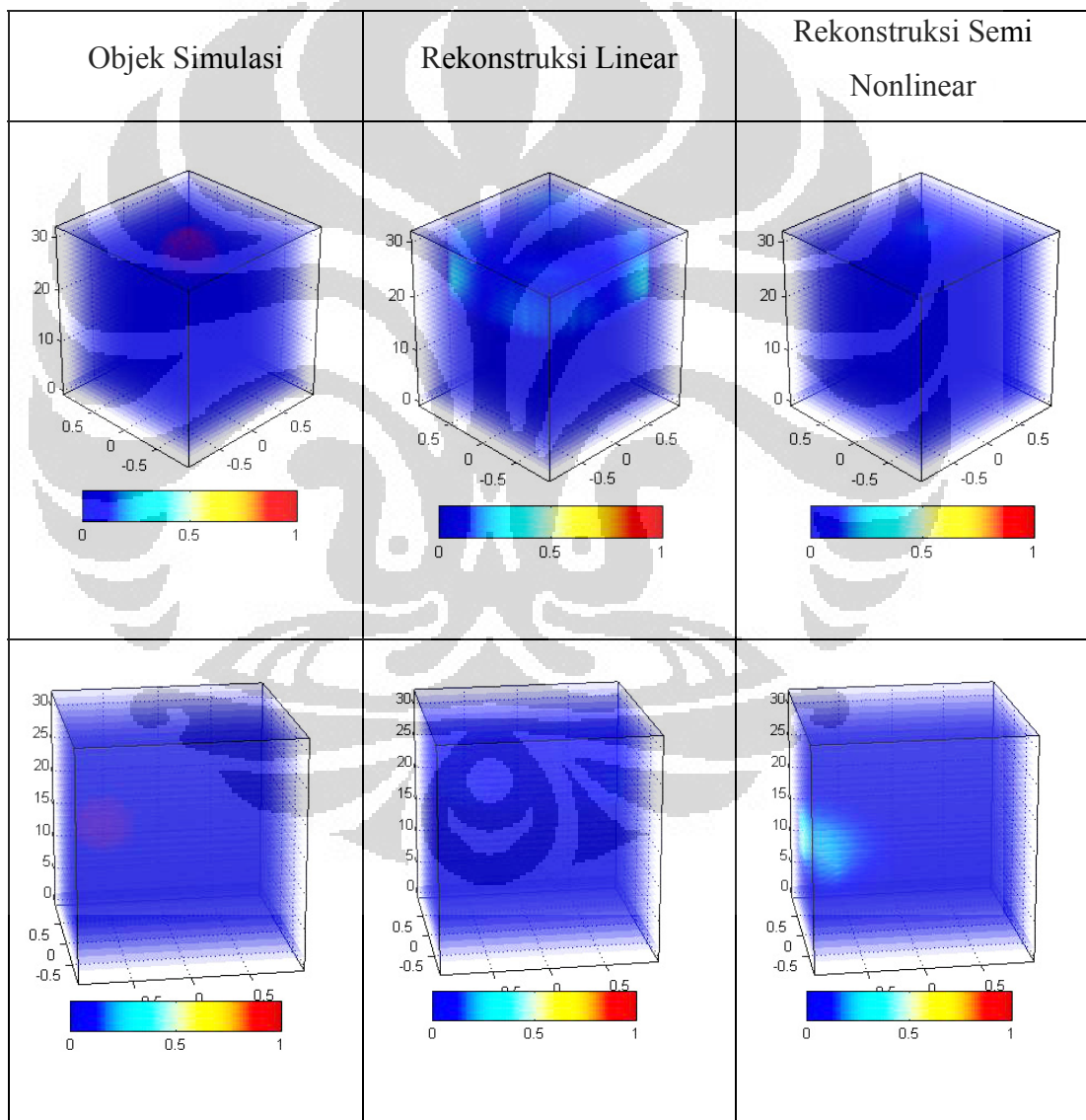
Setelah network ditraining, kemudian dilakukan pengujian hasil prediksi neural network dengan hasil simulasi. Hasil pengujian untuk beberapa hasil simulasi ditunjukkan pada Gambar 5.6

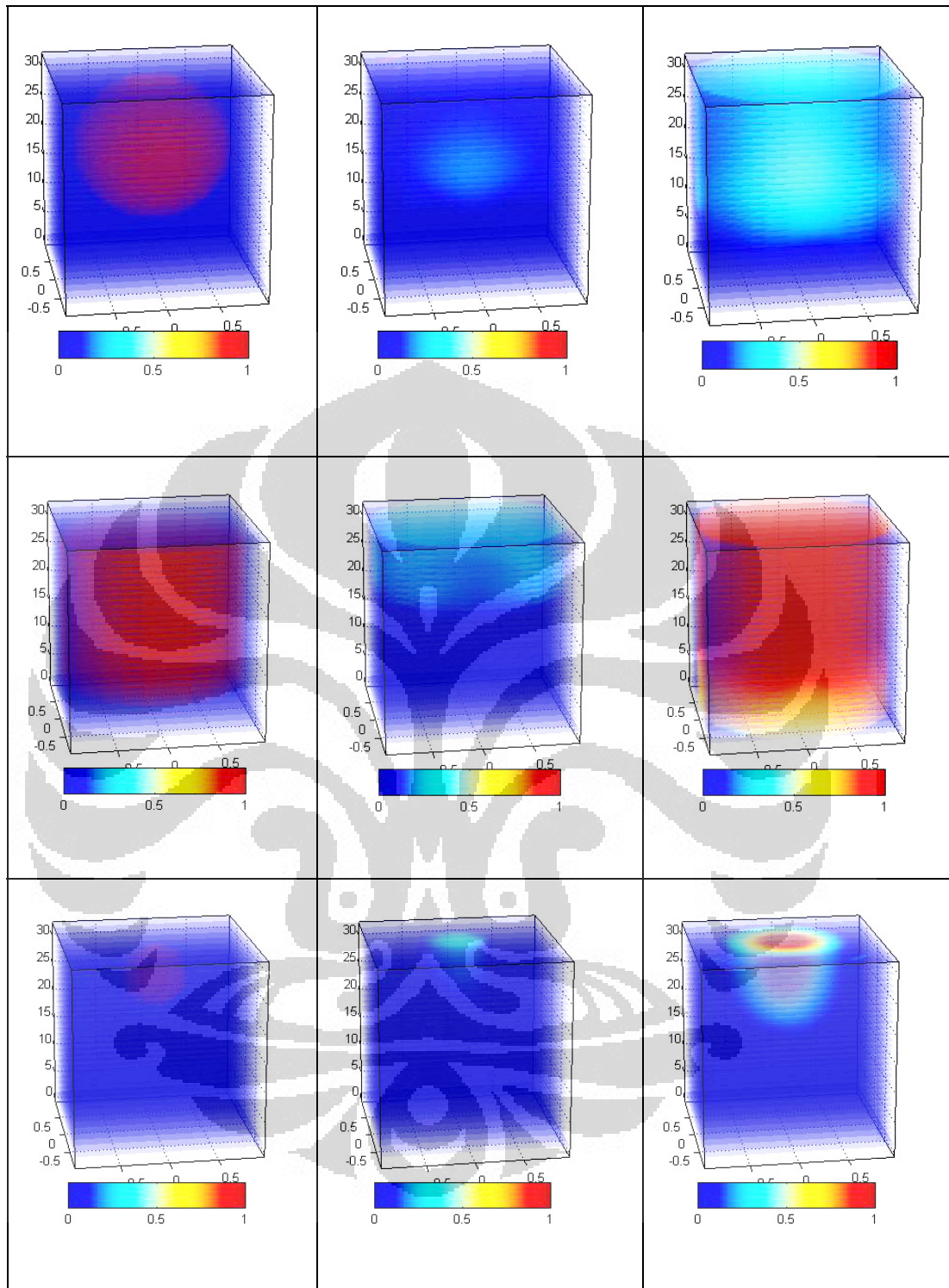


Gambar 5. 6 Perbandingan kapasitas hasil prediksi neural network dan hasil

Dari Gambar 5.6 terlihat hubungan ^{simulasi} kapasitas yang hampir sebanding antara hasil prediksi neural network dengan hasil simulasi dengan nilai error yang cukup kecil yaitu pada orde 10^{-6} .

Neural network yang telah ditraining kemudian digunakan dalam proses rekonstruksi. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.7 berikut



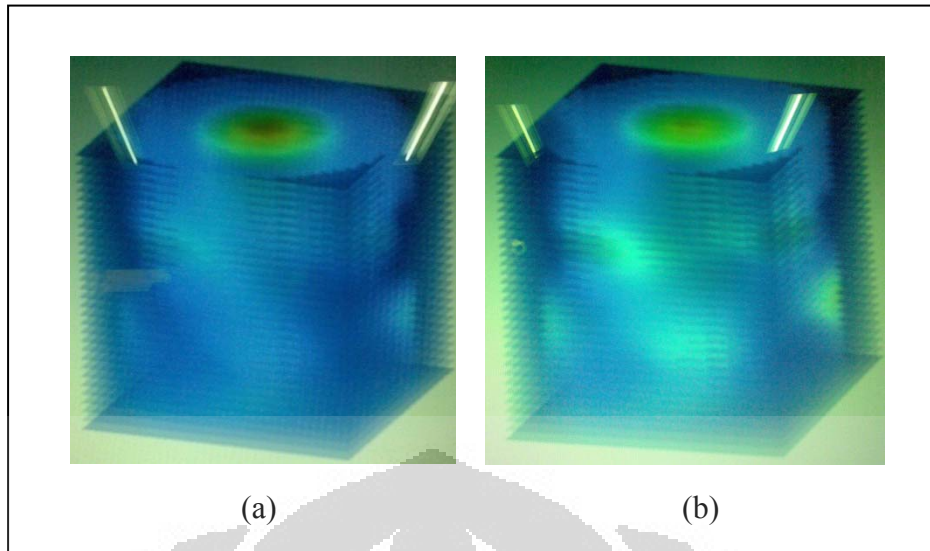


Gambar 5. 7 Hasil rekonstruksi dari kapasitansi simulasi

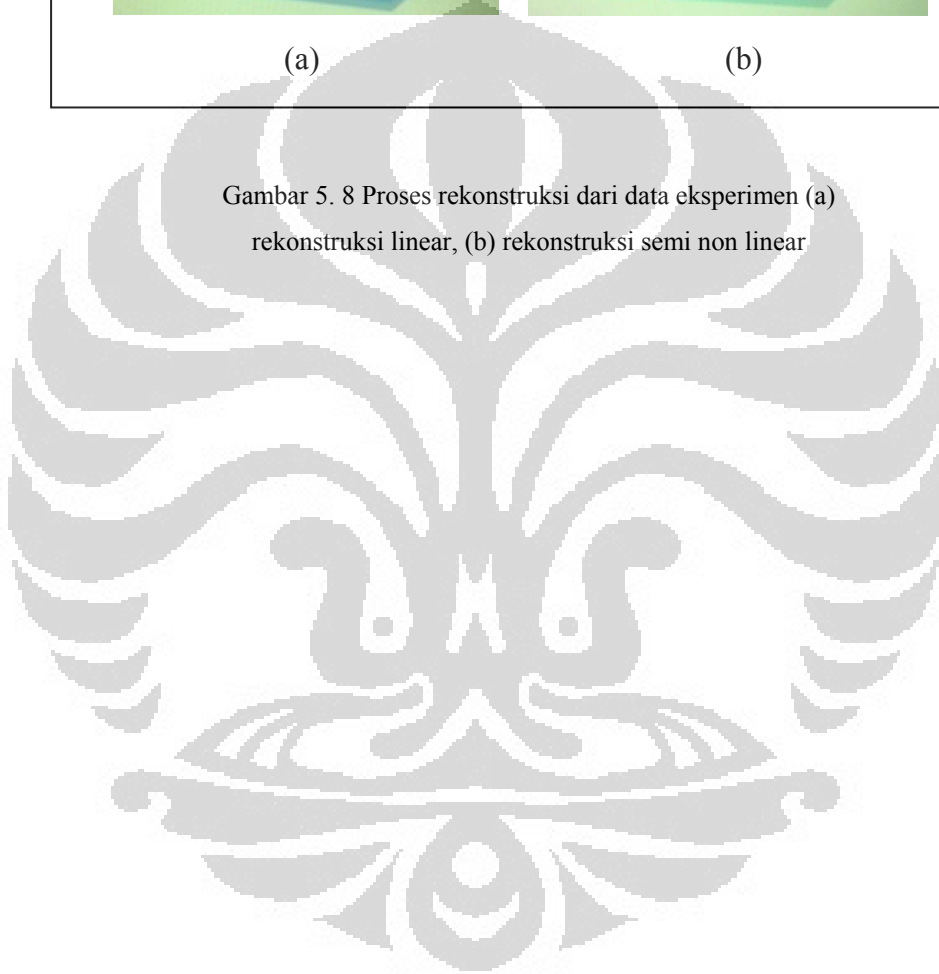
Gambar 5.7 merupakan hasil rekonstruksi dari kapasitansi yang didapatkan dengan simulasi. Kolom pertama adalah objek simulasi yang dihitung kapasitansinya, kolom kedua merupakan hasil rekonstruksi menggunakan proses rekonstruksi linear, dan kolom ketiga menunjukkan hasil rekonstruksi menggunakan neural network pada problem maju atau disebut dengan rekonstruksi semi non linear. Proses rekonstruksi dilakukan dengan jumlah iterasi berkisar antara 10-300 iterasi dengan nilai konstanta *alpha* antara 0.25-5.

Bila dibandingkan dengan teknik rekonstruksi linear, hasil rekonstruksi semi non linear terlihat lebih menyerupai hasil objek simulasi. Efek *blurr* pada citra hasil rekonstruksi semi nonlinear sedikit berkurang dibandingkan rekonstruksi linear. Namun demikian citra yang dihasilkan pada proses rekonstruksi semi non linear belum sepenuhnya baik. Hal ini disebabkan karena data yang digunakan sebagai training masih sedikit dan range dari data training yang dipakai sangat kecil. Sehingga untuk objek yang nilai kapasitansi nya berada di luar range data training hasil citra rekonstruksinya tidak begitu bagus. Selain itu jumlah data training untuk range tertentu juga menentukan hasil citra rekonstruksi. Misalnya untuk data training yang nilai kapaistansinya berada antara 0-0,01 (umumnya berupa objek yang kecil) membutuhkan jumlah data yang cukup banyak agar semua keadaan pada subdomain dapat ditentukan ketika network telah ditraining.

Gambar 5.8 menunjukkan hasil dengan rekonstruksi untuk data eksperimen. Gambar 5.8 (a) merupakan hasil rekonstruksi linear sedangkan (b) merupakan hasil rekonstruksi semi non linear. Perbedaan citra antara (a) dan (b) tidak terlihat secara signifikan, hanya terlihat pada Gambar (b) agak sedikit lebih tajam pada bagian objeknya yang berupa silinder. Hal ini masih dipengaruhi oleh jumlah data training pada neural network yang digunakan masih minim. Selain itu proses rekonstruksi yang masih menggunakan pendekatan linearisasi juga mempengaruhi citra yang kurang tajam dan masih terlihat *blurr*.



Gambar 5. 8 Proses rekonstruksi dari data eksperimen (a) rekonstruksi linear, (b) rekonstruksi semi non linear



BAB 6

PENUTUP

6.1. Kesimpulan

Rekonstruksi citra ECVT dengan menggunakan neural network pada problem maju lebih baik dibandingkan dengan menggunakan metoda linear biasa dalam hal:

- Meminimalisir efek bluring
- Meningkatkan ketajaman citra

Hanya saja training terhadap neural network yang dikembangkan perlu ditingkatkan agar kemampuannya untuk memprediksi fungsi nonlinear bisa lebih akurat

Proses training sangat dipengaruhi oleh jumlah data dan parameter yang digunakan. Semakin banyak data training yang mewakili pola distribusi permitivitas dari objek yang ingin diprediksi maka kemampuan neural network yang dihasilkan pun akan semakin lebih baik dalam memprediksi nilai kapasitansi.

6.2. Saran

Saran penulis berkaitan dengan penelitian ini adalah untuk mendapatkan neural network yang bagus kita harus mengumpulkan data training sebanyak mungkin yang dapat meng-*cover* semua keadaan yang mungkin dari posisi dan ukuran benda. Selain itu sebaiknya menggunakan komputer PC dengan memory dan kemampuan yang lebih tinggi agar hasil training dapat lebih baik dan lebih cepat.

DAFTAR REFERENSI

Beck, M. and R. Williams. "Process Tomography: A European Innovation and Its Applications." (1996).

EdWar Tech. "Introducing Electrical Capacitance Volume Tomography System."

Liu, S, L Fu and W Q Yang. "Comparison of Three Image Reconstruction Algorithms for Electrical Capacitance Tomography." (2001).

Marashdeh, Qussai. "Advance in Electrical Capacitance Tomography." (2006).

Marashdeh, Qussai, et al. "Nonlinear Forward Problem Solution for Electrical Capacitance Tomography Using Feed-Forward Neural Network." IEEE Sensor Journal (2006).

Ostrowski, K.L., et al. "Application of Capacitance Electrical Tomography for On-line and Off-line Analysis of Flow Pattern in Horizontal Pipeline of Pneumatic Conveyor." (2000).

Reinecke, N. and D. Mewes. "Recent Developments and Industrial/Research Applications of Capacitance Tomography." 1996.

Reitz, John R. and Frederick J. Milford. "Foundation of Electromagnetic Theory."

Smagt, Patrick van der and Ben Krose. An Introduction to Neural Networks. Eighth. 1996.

Warsito. "Review: Komputasi Tomografi dan Aplikasinya dalam Proses Industri." 2005.

Warsito, W. and L.-S. Fan. "Measurements of Real Time Flow Structure in Gas-Liquid and Gas-Liquid-Solid Flow Systems Using Electrical Capacitance Tomography (ECT)." (2001).

Warsito, W., Q. Marashdeh and L.S. Fan. "Real Time Volumetric Imaging of Multiphase Flows Using Electrical Capacitance Volume-Tomography (ECVT)." (n.d.).

Warsito, Warsito and Liang-Shih Fan. "Neural Network Based Multi-criterion Optimization Image Reconstruction Technique for Imaging Two- and Three-phase Flow Systems using Electrical Capacitance Tomography." Measurement Science and Technology Journal (2001).

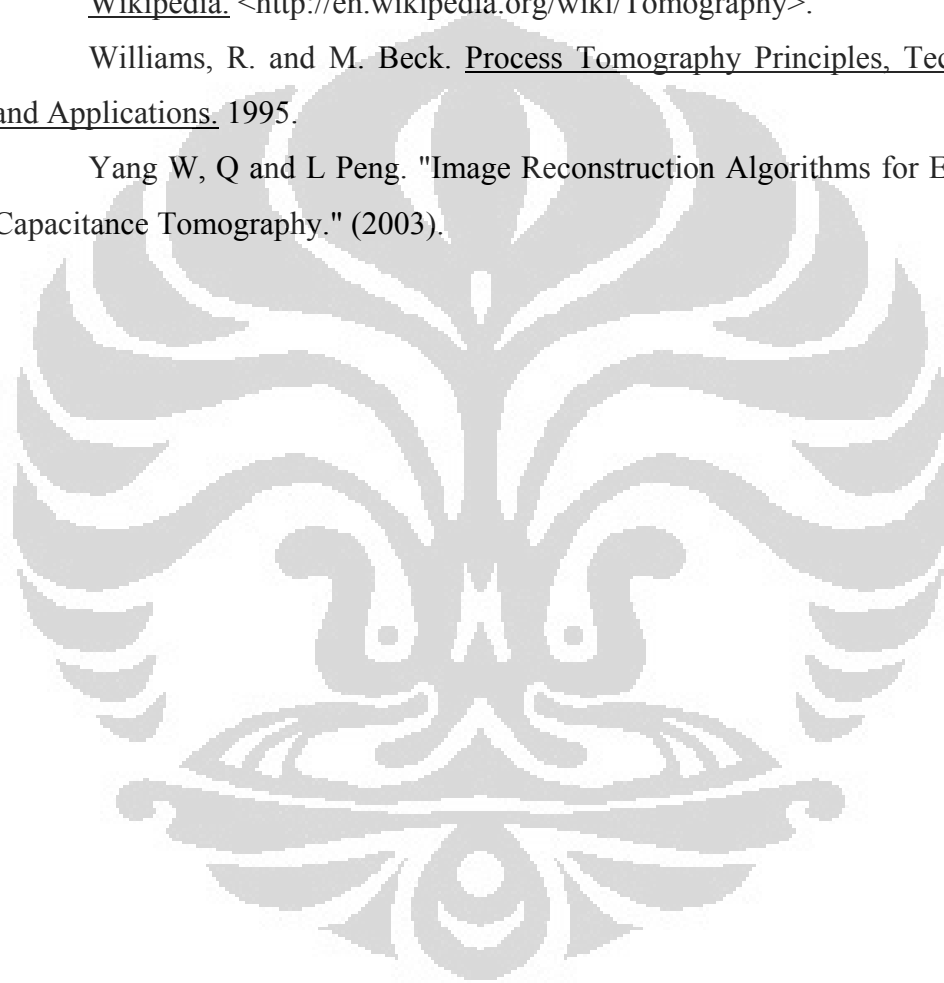
Warsito, Warsito, Qussai Marshdeh and Liang-Shih Fan. "Electrical Capacitance Volume Tomography." IEEE Sensor Journal (2007).

Wikipedia. <http://id.wikipedia.org/wiki/Konstanta_dielektrik>.

Wikipedia. <<http://en.wikipedia.org/wiki/Tomography>>.

Williams, R. and M. Beck. Process Tomography Principles, Techniques and Applications. 1995.

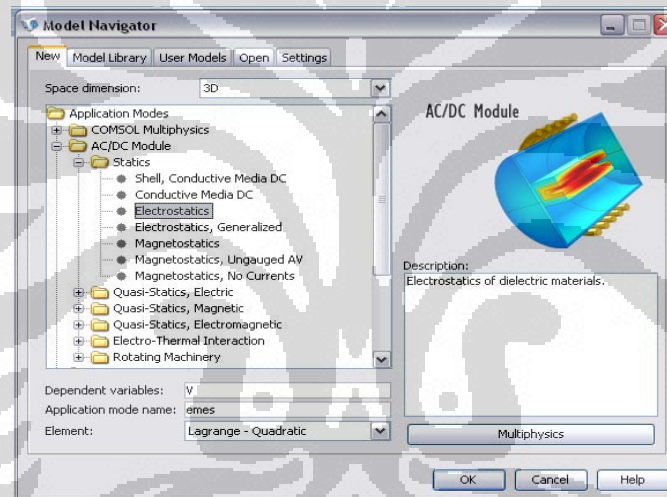
Yang W, Q and L Peng. "Image Reconstruction Algorithms for Electrical Capacitance Tomography." (2003).



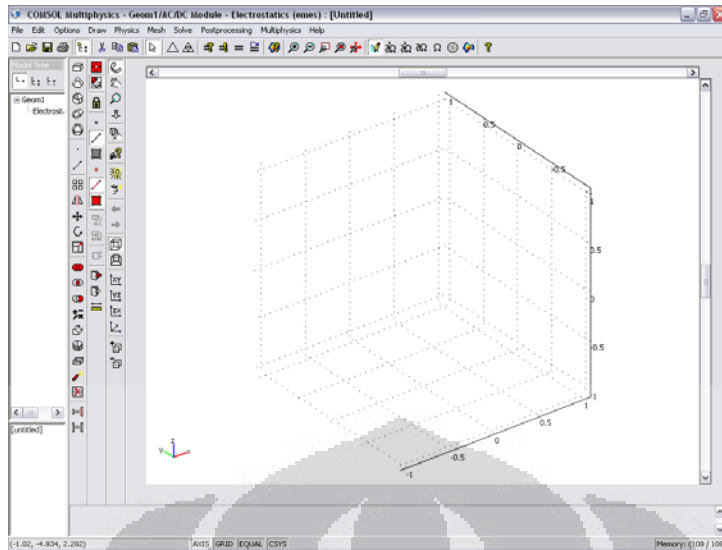
Simulasi ECVT Menggunakan COMSOL Multiphysics 3.4

Berikut langkah-langkah yang dilakukan dalam melakukan simulasi ECVT menggunakan software COMSOL Multiphysics 3.4:

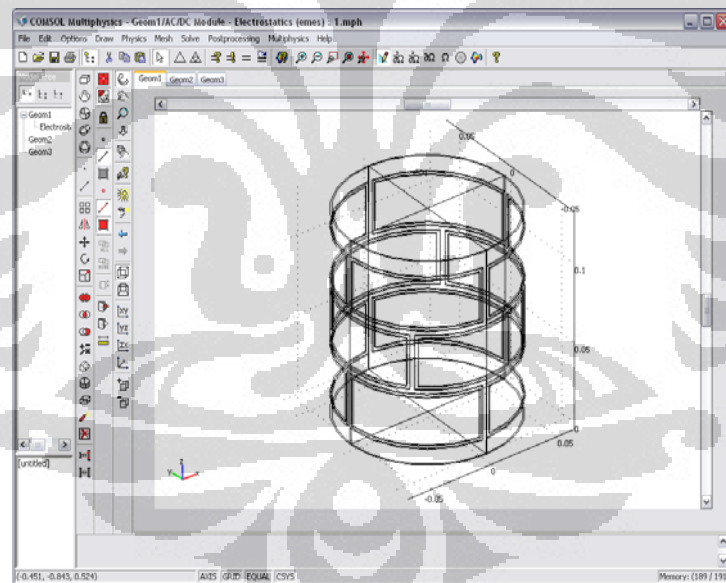
1. Jalankan program COMSOL Multiphysics 3.4 pada komputer kemudian akan muncul window *Model Navigator*. Pilih tab *New*, dan pada *space dimension* pilih 3D. Klik tanda (+) pada *AC/DC Module*, kemudian klik lagi tanda (+) pada *statics*, setelah itu pilih *Electrostatics* dan klik *OK*.



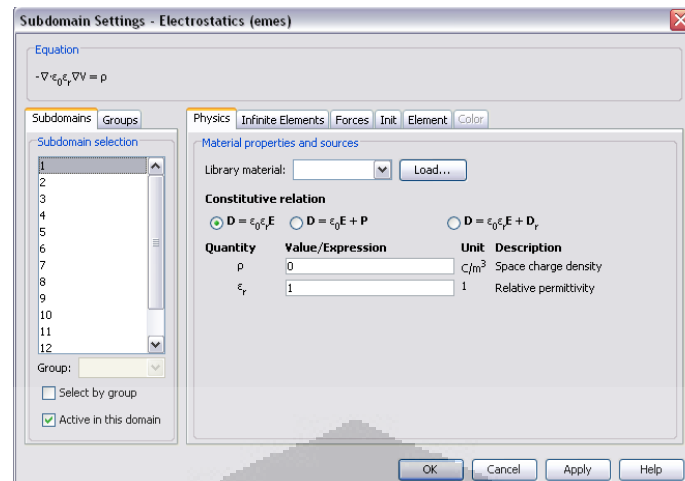
2. Setelah itu akan muncul tampilan seperti gambar berikut



Pada menu *draw* kita dapat membentuk geometri yang diinginkan untuk membuat model sensor ECVT. Misalnya model seperti gambar berikut

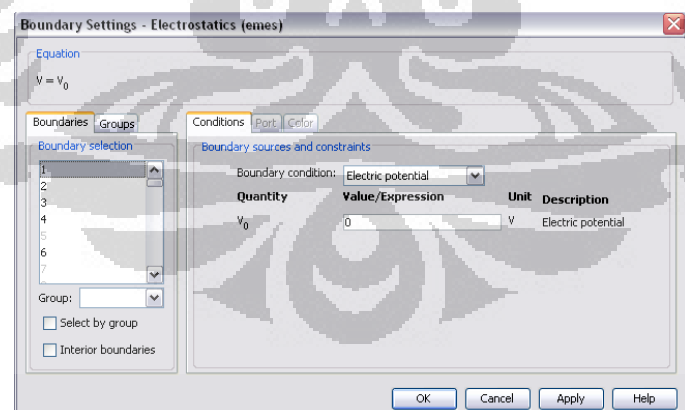


3. Untuk mengatur parameter fisika subdomain pada model tersebut, klik *Physics* dan pilih *Subdomain Setting*. Kemudian akan muncul window *Subdomain Setting-Electrostatic(emes)*, seperti gambar berikut



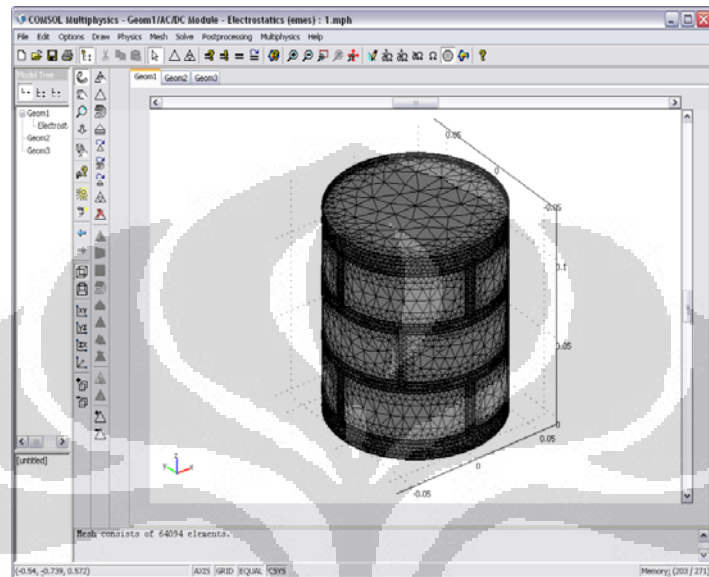
Pada ϵ_r , kita dapat mengatur nilai permitivitas relatif domain yang kita inginkan. Pada *Equation* kita melihat ada persamaan fisika yang digunakan untuk mengatur kondisi domain tersebut. Persamaan ini merupakan persamaan Poisson.

4. Untuk mengatur sumber dan detektor pada sensor klik menu *Physics* dan pilih *Boundary Setting*, kemudian akan muncul window seperti gambar berikut

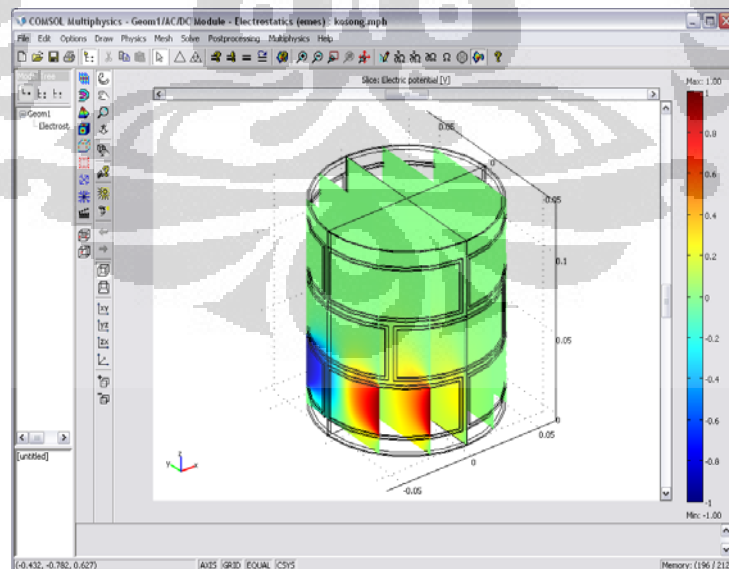


Jika kita menginginkan boundary tersebut sebagai sumber, maka pada V_0 nilainya diset 1, namun ketika sebagai detektor nilainya diset -1 dan yang lainnya di set sebagai ground.

- Setelah semua parameter fisika dikondisikan pada model sensor, kemudian kita mengatur teknik komputasi dengan menggunakan proses *meshing* dengan mengklik menu *mesh* dan pilih *Initialize Mesh*. Hasilnya dapat dilihat pada gambar berikut

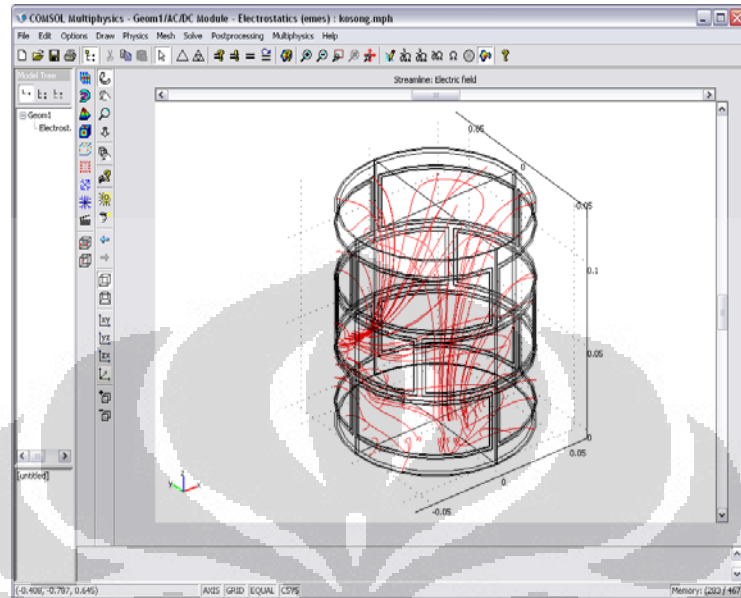


- Kemudian klik menu *Solve* dan pilih *Solve Problem*. Setelah di solve akan ditampilkan gambar berikut

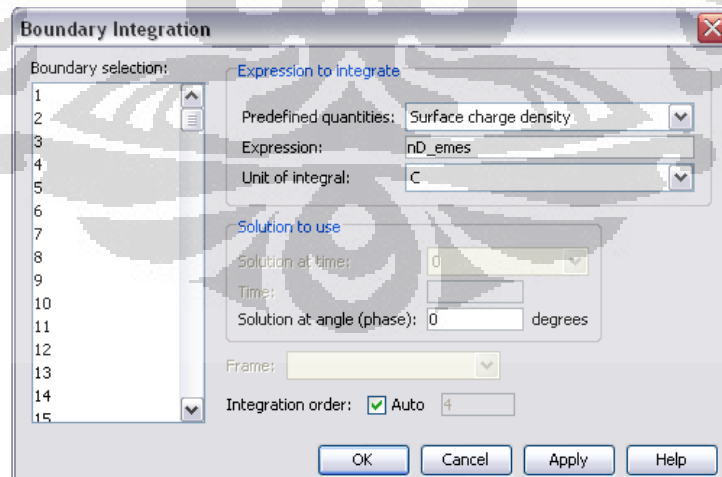


Bentuk tampilan pada hasil solve dapat diatur sesuai dengan keinginan dengan mengklik menu *Postprocessing* kemudian pilih menu *Plot*

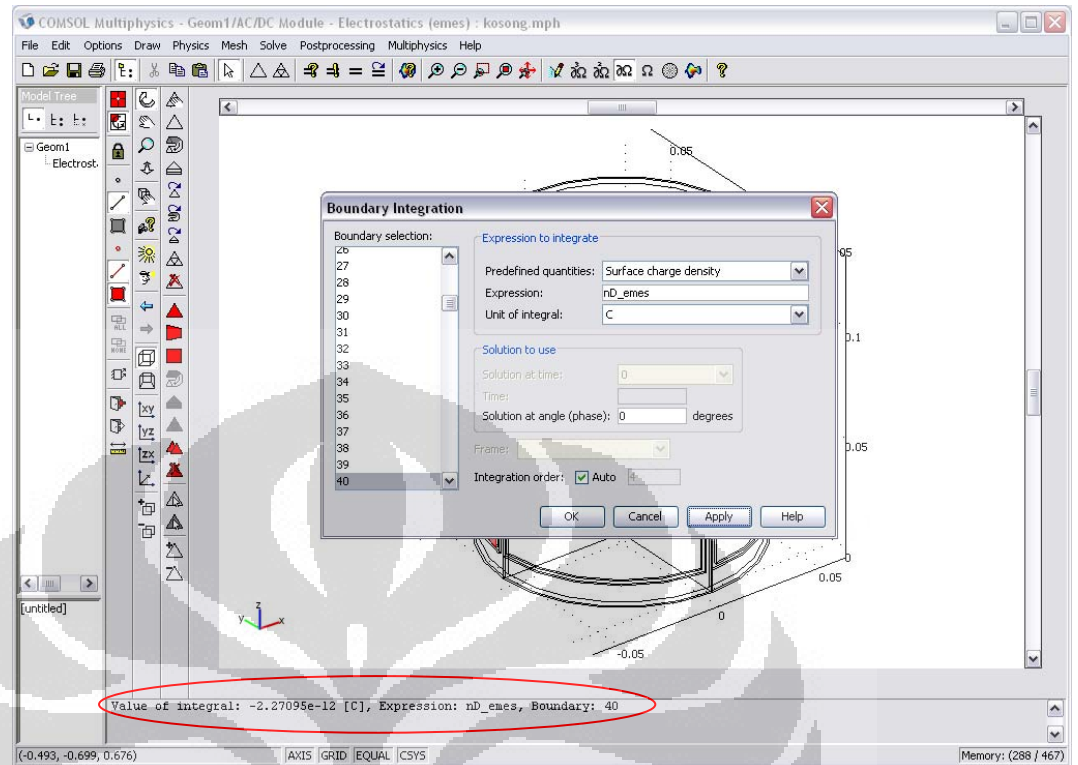
Parameter, misalnya untuk tampilan distribusi medan listrik dari model tersebut dapat dilihat seperti gambar berikut



7. Untuk mendapatkan nilai kapasitansi kita harus mempunyai nilai rapat muatan pada boundary yang bertindak sebagai detektor. Rapat muatan didapatkan dengan mengklik menu *Postprocessing*, kemudian pilih *Boundary Integration* akan muncul gambar seperti berikut

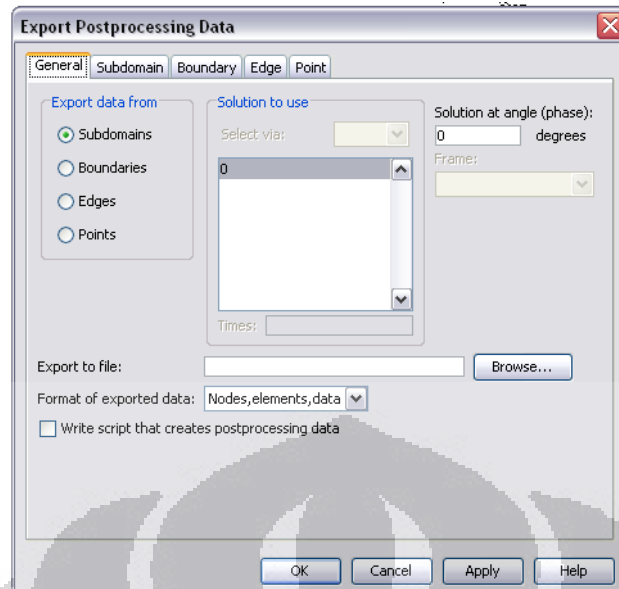


Kemudian pilih boundary yang bertindak sebagai detektor kemudian klik *OK*. Pada bagian bawah akan terlihat hasil dari rapat muatan pada permukaan detektor, seperti gambar berikut

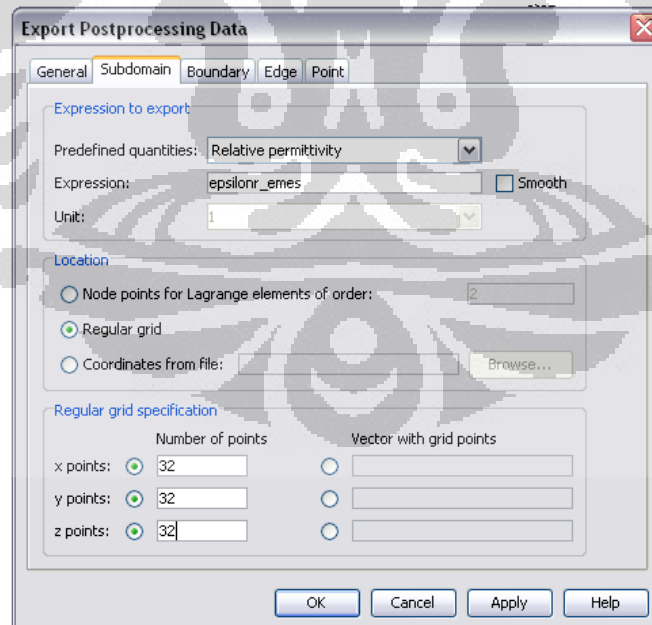


Nilai kapasitansi didapatkan dengan membagi nilai rapat muatan permukaan dengan beda potensial. Dalam hal ini beda potensialnya adalah 2.

8. Nilai permitivitas didapatkan dengan mengklik menu *File* kemudian pilih *Export* kemudian *Postprocessing Data*. Kemudian akan muncul window *Export Postprocessing Data* seperti gambar berikut

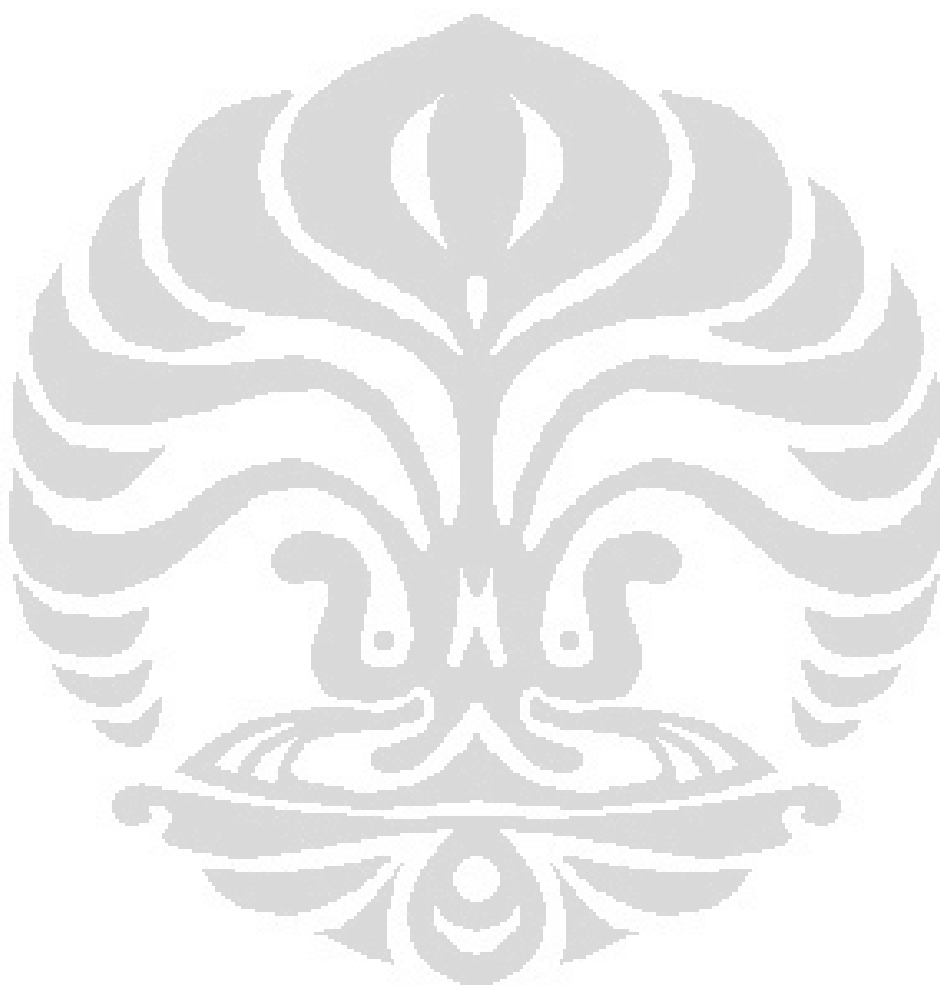


Klik tab *Subdomain*, kemudian pilih *Relative permittivity* pada *Predefined quantities*. Pada submenu *Location* pilih *Regular grid*, dan pada *Regular grid specification* tentukan ukuran voxel yang diinginkan pada *x*, *y*, dan *z points*, misalnya $32 \times 32 \times 32$ seperti ditunjukkan pada gambar berikut



Setelah itu kembali ke tab *General*, pada *Format of exported data* pilih *Coordinat,data*. Kemudian klik *Browse* untuk menentukan nama file dan tempat penyimpanannya. Hasil data yang disimpan berupa file text

yang terdiri atas 4 kolom. Kolom ke empat menunjukkan distribusi permitivitas pada model sensor yang kita buat.



Training Neural Network dengan MATLAB Neural Network Toolbox

Training yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan *backpropagation training* pada Neural Network Toolbox pada Matlab. Langkah-langkah yang dilakukan dalam proses training neural network:

1. *Load* pasangan data input dan target yang ingin digunakan untuk training.
2. Gunakan fungsi *newff* untuk mendapatkan *feed forward neural network* dengan training *backpropagation*, dengan *syntax*:

```
net = newff(P,T,S,TF,BTF,BLF,PF,IPF,OPF,DDF)
```

dengan :

P : input

T : target

S : hidden layer

TF : fungsi transfer

BTF : fungsi training *backpropagation*

BLF : fungsi learning *weight/bias backpropagation*

PF : fungsi *performance*

IPF : fungsi prosesing input

OPF : fungsi prosesing output

DDF : fungsi divisi data

- S

Jumlah hidden layer yang digunakan adalah 2 hidden layer dengan jumlah unit tiap layer berturut-turut 150 dan 130

- TF

Fungsi transfer yang dipakai adalah fungsi `tansig` pada input dan fungsi `purelin` pada output serta pada hidden layer menggunakan fungsi `logsig`

- BTF

Fungsi training *backpropagation* yang digunakan pada penelitian ini adalah `trainrp`

- BLF

Fungsi learning yang dipakai yaitu `learngdm`

- PF

Fungsi *performance* nya adalah `msereg`

- IPF

Fungsi yang dipakai adalah `fixunknowns` dan `mapminmax`

- OPF

Fungsi yang digunakan adalah `mapminmax`

- DDF

Fungsi yang dipakai adalah `dividerand`

3. Setelah mendapatkan network, kemudian dilakukan training dengan *syntax* berikut:

```
net = train(net,P,T)
```

Parameter-parameter yang digunakan untuk mentraining network yaitu:

```
net.trainParam.min_grad  
net.trainParam.epochs  
net.trainParam.show  
net.trainParam.goal  
net.trainParam.time  
net.trainParam.min_grad  
net.trainParam.max_fail  
net.trainParam.lr  
net.trainParam.mc  
net.trainParam.delt_inc  
net.trainParam.delt_dec
```

```
net.trainParam.delta0  
net.trainParam.deltamax
```

4. Setelah itu dilakukan prediksi neural network dengan *syntax*:

```
y = sim(net,P);
```

5. Untuk mendapatkan grafik hubungan linear antara target dan output pada neural network, dapat dilakukan dengan fungsi berikut:

```
[m,b,r] = postreg(y,T);
```



Script Program Training Neural Network pada MATLAB

```
clear all
clc
close all

load Gnn
load Cnn
g(find(g<0))=0;

net=newff(g,c,[150 130],...
{'logsig','logsig'},'trainrp','learngdm','msereg');

net = init(net);
net.trainParam.min_grad = 1.0e-100;
net.trainParam.epochs = 500;
net.trainParam.show = 10;
net.trainParam.goal = 0;
net.trainParam.time = inf;
net.trainParam.min_grad = 1.0e-30;
net.trainParam.max_fail = 1000;
net.trainParam.lr = 0.9;
net.trainParam.mc = 0.9;
net.trainParam.delt_inc = 1.2;
net.trainParam.delt_dec = 0.4;
net.trainParam.delta0 = 0.05;
net.trainParam.deltamax = 40.0;

[net,tr] = train(net,g,c);

y = sim(net,g);

figure
[m,b,r] = postreg(y,c);

save('neuralnetwork', 'net')
```