

BAB 2

DASAR TEORI

2.1 KAJIAN PUSTAKA

Penelitian yang berhubungan dengan tumor otak pernah dilakukan oleh Rizky Maharani et al yang berjudul “Average Subtraction Method for Image Reconstruction of Brain using ECVT for Tumor Detection”. Penelitian ini mengembangkan metode baru, yaitu Average subtraction, untuk memproses rekonstruksi gambar otak yang diperoleh dengan brain ECVT. Penelitian ini menghasilkan tiga dimensi distribusi permitivitas intrakranial yang berhubungan dengan peta aktivitas listrik otak dengan resolusi yang lebih baik. Kesimpulannya teknik ini dapat mengarah pada deteksi yang lebih baik dari tumor otak di dalam otak berdasarkan pemindaian aktivitas listrik [17].

Penelitian yang berhubungan dengan Brain ECVT dilakukan oleh Warsito P. Taruno et al berjudul “4D Brain Activity Scanner Using Electrical Capacitance Volume Tomography (ECVT)” melakukan penelitian citra volumetrik terhadap aktivitas otak manusia dengan ECVT. Dilakukan simulasi dan eksperimental dan hasil menunjukkan citra yang berbeda dari yang diisi daya dibandingkan phantom tidak diisi daya. ECVT juga diterapkan untuk memantau aktivitas otak selama berbeda stimulasi. Sinyal listrik yang diukur dari elektroda kapasitansi dengan jelas menunjukkan signifikan perbedaan yang signifikan saat otak dalam keadaan istirahat dan dalam keadaan beraktivitas. Kesimpulan penelitian ini menunjukkan bahwa ECVT dapat mendeteksi aktivitas otak yang berkaitan dengan fungsi motorik dan bahasa manusia [18].

Kemudian, Penelitian oleh Nita Handayani et al yaitu “Simulasi Rekonstruksi Citra pada Sensor Brain ECVT (Electrical Capacitance Volume Tomography) dengan Metode ILBP (Iterative Linear Back Projection)”. Simulasi desain sensor memakai software comsol multiphysics 3.5 dan rekonstruksi citra menggunakan matlab 2009a. Penelitian ini bertujuan rekonstruksi citra dengan simulasi sensor brain ECVT 32-Channel dan metode ILBP sehingga kesimpulan dari penelitian ini adalah metode ILBP mempengaruhi citra rekonstruksi dan pengaruh dari parameter

lainnya misalnya posisi objek sensor bagian dalam nilai alfa, jumlah iterasi, dan rapat muatan objek teliti [11]. Sehingga untuk penelitian selanjutnya perlu memerhatikan posisi objek agar kualitas citra menjadi lebih baik

Penelitian oleh Marashdeh et al berjudul “Adaptive Electrical Capacitance Volume Tomography (AECVT)” menjelaskan bahwa ECVT sebagai pencitraan kecepatan tinggi cocok untuk banyak aplikasi termaksud rekonstruksi 3D dengan aliran multifase. Penelitian ini dengan metode Adaptive menangani masalah rekonstruksi citra pada beberapa keadaan yang butuh resolusi tinggi dan dinamis. Kekurangan penelitian ini dibagian rekonfigurasi algoritma yang masih diluar kemampuan penulis, sehingga bisa dijadikan subjek penelitian kedepannya [19].

Penelitian oleh Jin Zheng et al berjudul “A Deep Learning Compensated Back Projection for Image Reconstruction of Electrical Capacitance Tomography” menyatakan bahwa implementasi algoritma Linear Back Projection sering digunakan untuk rekonstruksi citra ECT berkecepatan tinggi. Masalah penelitian terdapat di invers problem nonlinier, karena citra yang dihasilkan cenderung mengalami distorsi dan hanya digunakan untuk obesrvasi kuantitatif. Kesimpulan dari penelitian ini baik hasil pelatihan maupun pengujian berdasarkan contoh data simulasi dan data eksperimen menunjukkan bahwa jaringan kompensasi yang diusulkan memiliki peningkatan yang besar pada hasil rekonstruksi gambar algoritma LBP. Selain itu, beban komputasinya sebanding dengan algoritma LBP asli [20].

Penelitian oleh warsito P. Taruno et al yang berjudul “Nonlinear Forward Problem Solution for Electrical Capacitance Tomography Using Feed-Forward Neural Network” melakukan pelatihan neural network (NN) untuk menangani masalah forward problem pada sistem ECT. Masalahnya metode linealisasi yang biasa dilakukan berakurasi rendah tetapi hasilnya relatif cepat sehingga perlu pendekatan neural network. penelitian menunjukkan bahwa neural network lebih baik dibandingkan dengan linear forward projection (LFP). Teknik ini juga telah diintegrasikan ke dalam algoritma rekontruksi landweber yang telah dimodifikasi [21]. Kelemahan dari penelitian ini ialah ada keterbatasan waktu pelatihan dan informasi serta data yang dibutuhkan kurang memadai dan harus mewakili masalah

agar prediksi berhasil selain itu, proses pelatihan diiterasi apabila desain sensor diubah.

Penelitian yang dilakukan oleh P N Darma et al dengan judul “Improvement of image reconstruction in Electrical Capacitance Tomography (ECT) by Sectorial Sensitivity Matrix using K-Means Clustering Algorithm” menjelaskan menggunakan algoritma pengelompokan K-means telah diusulkan untuk tomografi kapasitansi listrik (ECT) untuk penentuan yang akurat dari distribusi permitivitas pada inklusi di dalam dan hasil penelitian, matriks sensitivitas sektoral meningkatkan gambar yang direkonstruksi dengan 42,92% dan 67,12 root mean square error (RMSE) yang lebih rendah, koefisien korelasi CC yang lebih tinggi 1,66% dan 16,16%, serta gambar yang lebih rendah 21,37%. Matriks sensitivitas sektoral memiliki keunggulan kinerja yang tinggi bahkan ketika rasio sinyal terhadap noise (SNR) dalam sistem ECT rendah. Dalam kondisi seperti itu, metode normalisasi saat ini tidak mampu menghitung kapasitansi yang dinormalisasi karena rendahnya rasio permitivitas [22].

Penelitian oleh Xiangyuan Dong et al berhubungan dengan model dari paralel dan seri dengan judul berjudul “Image reconstruction method for electrical capacitance tomography based on the combined series and parallel normalization model” menjelaskan bahwa metode rekonstruksi gambar baru untuk tomografi kapasitansi listrik (ECT) dari kombinasi model seri dan paralel disajikan. Regularisasi digunakan untuk mendapatkan solusi yang stabil dari masalah invers. kesimpulannya hasil simulasi menunjukkan bahwa itu dapat menghasilkan gambar berkualitas lebih tinggi jika dibandingkan dengan algoritma berdasarkan model paralel atau seri [23].

Penelitian oleh H.G. Wang dan W.Q. Yang, berjudul “*Measurement of fluidised bed dryer by different frequency and different normalisation methods with electrical capacitance tomography*” dengan menggunakan model Seri, Paralel, *Maxwell* dan *Böttcher* dengan permasalahan kadar air yang rendah, hubungan antara kapasitansi dan frekuensi sederhana dan linier. namun, dengan kadar air yang tinggi, hubungan tersebut menjadi lebih kompleks dan nonlinier, untuk itu dilakukan penelitian untuk membandingkan metode tersebut dan hasil penelitian menyatakan bahwa model paralel memberikan hasil yang lebih baik. Untuk

distribusi annular, model seri memberikan hasil terbaik. Untuk distribusi yang kompleks, misalnya distribusi inti annular dan multi objek, model *Maxwell* memberikan gambar terbaik dibandingkan model normalisasi lainnya [24].

Penelitian oleh Marlin R Baidillah dan Masahiro Takei yang berjudul “*Exponential model normalization for electrical capacitance tomography with external electrodes under gap permittivity conditions*” yakni melakukan penelitian dengan membandingkan model paralel, seri, *maxwell*, dan *Böttcher* dengan model baru yang bernama eksponensial dalam mengatasi distribusi multifase yang mengalami perubahan kecil distribusi permitivitas dielektrik pada normalisasi linier, diusulkan dengan normalisasi nonlinear. Hasil penelitian normalisasi model eksponensial diterapkan pada phantom distribusi dielektrik kontras rendah dan tinggi dengan simulasi dan eksperimen. Model normalisasi yang diusulkan telah dibandingkan dengan model normalisasi lainnya yaitu model Paralel, Seri, *Maxwell* dan *Böttcher*. Berdasarkan perbandingan hasil rekonstruksi gambar, model eksponensial dapat diandalkan untuk memprediksi normalisasi nonlinier kapasitansi terukur dalam hal distribusi dielektrik kontras rendah dan tinggi. rekonstruksi yang akurat dibandingkan model lainnya, dapat mencitrkan objek [14].

Penelitian oleh Yan Jiangbao et al berjudul “*An Improved Normalized Model of Electrical Capacitance Tomography*” mengatakan bahwa respons kapasitansi antara kombinasi elektroda terdapat perbedaan besar dalam besaran dan distribusi kapasitansi, solusi dari hal ini adalah meneliti kombinasi kedua model normalisasi sehingga menghindari kesalahan simulasi pengukuran data. Hasil dari penelitian ini adalah kualitas gambar yang direkonstruksi meningkat dengan model normalisasi hibrid berdasarkan garis medan listrik pusat [25].

Berdasarkan penelitian terdahulu, dapat dikatakan bahwa perbandingan model normalisasi statik model Paralel, *Maxwell*, dan eksponensial untuk pencitraan tumor otak yang digunakan pada penelitian ini memiliki potensi yang bagus dalam pengembangan metode normalisasi dan rekonstruksi citra yang lebih informatif agar membawa pemahaman yang lebih dalam terhadap citra yang diamati dengan memanfaatkan Matlab.

Tabel 2. 1 Kajian Pustaka

No	Judul	Penulis dan tahun	Metode	Masalah	Hasil penelitian
1	“Average Subtraction Method for Image Reconstruction of Brain using ECVT for Tumor Detection” [17].	Rizky Maharani et al 2020	Average subtraction	Resolusi gambar spasial masih kurang	Deteksi yang lebih baik dari tumor otak di dalam otak berdasarkan pemindaian aktivitas listrik
2	“4D Brain Activity Scanner Using Electrical Capacitance Volume Tomography (ECVT)” [18].	Warsito P.Taruno, et al 2014	Executed movement (EM) dan Imagined movement (IM)	Terdapat perubahan distribusi permitivitas antara sepasang elektroda dalam sensor	Mendeteksi aktivitas otak yang berkaitan dengan fungsi motorik dan bahasa manusia.
3	“Simulasi Rekonstruksi Citra pada Sensor Brain ECVT (Electrical Capacitance Volume Tomograph	Nita Handayani, et al 2016	ILBP	Perlu banyak pengembangan agar diperoleh citra objek akurat dengan ECVT	Metode ILBP telah berhasil diimplementasikan sensor Brain ECVT.

	y) dengan Metode ILBP (<i>Iterative Linear Back Projection</i>)” [11].				
4	“ <i>Adaptive Electrical Capacitance Volume Tomography (AECVT)</i> ” [19].	Qussai M. Marashdeh, et al 2014	<i>Adaptive ECVT</i>	Perlu peningkatan model rekonstruksi	Penelitian ini dengan metode <i>Adaptive</i> menangani masalah rekonstruksi citra pada beberapa keadaan resolusi tinggi dan dinamis
5	“ <i>Real-Time 3-D Imaging and Velocity Measurement of Two-Phase Flow Using a Twin-Plane ECT Sensor</i> ” [26].	Qussai M. Marashdeh, et al 2014	<i>Linear back projection (LBP) dan Tikhonov</i>	Iterasi berulang kurang menghasilkan citra yang baik, sehingga perlu iterasi sesuai algoritma rekonstruksi	Hal menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat memberikan resolusi aksial yang tinggi zona pusat sensor 3-D dan resolusi temporal yang

					tinggi dalam pengukuran kecepatan.
6	“A <i>Deep Learning Compensated Back Projection for Image Reconstruction of Electrical Capacitance Tomography</i> ” [20].	Jin Zheng and Lihui Peng, 2014	<i>Linear Back Projection</i>	Masalahnya terdapat di <i>invers problem</i> nonlinier, citra yang dihasilkan cenderung mengalami distorsi	Peningkatan yang besar pada hasil rekonstruksi gambar algoritma LBP. Selain itu, beban komputasinya sebanding dengan algoritma LBP asli
7	“ <i>Nonlinear Forward Problem Solution for Electrical Capacitance Tomography Using Feed-Forward Neural Network</i> ” [21].	Qussai Marashdeh, et al 2006	<i>Neural Network</i> dan <i>landweber</i>	Masalahnya metode linealisasi yang biasa dilakukan berakurasi rendah tetapi hasilnya relatif cepat sehingga perlu pendekatan <i>neural network</i> . penelitian menunjukkan bahwa <i>neural network</i> lebih baik	<i>Neural network</i> lebih baik dibandingkan dengan <i>linear forward projection</i> (LFP). Teknik ini juga telah diintegrasikan ke dalam algoritma rekontruksi <i>landweber</i> yang telah dimodifikasi

				dibandingkan dengan <i>linear forward projection</i> (LFP).	
8	“ <i>Improvement of image reconstruction in Electrical Capacitance Tomography (ECT) by Sectorial Sensitivity Matrix using K-Means Clustering Algorithm</i> ” [22].	P N Darma, M R Baidillah, M W Sifuna and M Takei, 2019	<i>K-Means Clustering Algorithm</i>	Resolusi gambar yang kurang baik, buram, kebutuhan kapasitas komputasi PC yang digunakan tinggi dan software FEM yang cukup mahal.	Matriks sensitivitas sektoral menggunakan algoritma pengelompokan K-means merekonstruksi gambar lebih akurat
9	“ <i>Exponential model normalization for electrical capacitance tomography with external electrodes under gap permittivity</i> ”	Marlin R Baidillah, et al 2017	Ekspensial	Distribusi multifase mengalami perubahan kecil distribusi permitivitas dielektrik yang dapat dilewatkan dengan menggunakan	Model eksponensial menghasilkan rekonstruksi yang akurat dibandingkan model lainnya, dapat mencitrakan objek dari distribusi rendah

	<i>conditions”</i> [14].			normalisasi linier, sehingga mengusulkan model normalisasi baru yang disebut Ekspensial	maupun tinggi.
10	“ <i>An Improved Normalized Model of Electrical Capacitance Tomography</i> ” [25].	Yan Jiangbao, Zhou Lei, Zhu Feng, Tan Xiangyu, dan Zhang Changsheng, 2018	paralel dan seri	Untuk menghilangkan pengaruh dan mengurangi kesalahan sistematis dalam sistem pengukuran, dilakukan normalisasi dari gabungan paralel dan seri	Kualitas gambar yang direkonstruksi meningkat dengan model normalisasi hibrid
11	“ <i>Image reconstruction method for electrical capacitance tomography based on the combined series and parallel normalizati</i>	Xiangyuan Dong dan Shuqing Guo, 2007	Gabungan paralel dan seri	Proses rekonstruksi yang biasa digunakan memakan waktu yang lama dan ingin melihat model mana yang terbaik	Menyediakan algoritma baru untuk aplikasi ECT.

	<i>on model”</i> [23]				
12	<i>“The dynamic calibration of an electrical capacitance tomography sensor applied to the fluidized bed drying of pharmaceutical granule”</i> [27].	Gareth Chaplin, Todd Pugsley, Loni van der Lee, Apostolos Kantzas dan Conrad Winters, 2005	Paralel, seri, <i>maxwell</i> , dan <i>Böttcher</i>	Permitivitas relatif yang tinggi sulit untuk menentukan dinamis	Model Bottcher paling baik pada kelembaban lapisan di atas sekitar 5% berat sedangkan model paralel lebih unggul pada kelembaban lapisan di bawah
13	<i>“Measurement of fluidised bed dryer by different frequency and different normalisation methods with electrical capacitance tomography”</i> [24].	H.G. Wang dan W.Q. Yang, 2009	Model Seri, Paralel, <i>Maxwell</i> dan <i>Böttcher</i>	Kapasitansi tidak hanya bergantung pada kelembaban partikel tetapi juga frekuensi kadar air yang rendah, sederhana namun, dengan kadar air yang tinggi, menjadi lebih kompleks dan non-linier	Model paralel memberikan hasil yang lebih baik dan hasil dibandingkan seri, model <i>Maxwell</i> dan <i>Böttcher</i> .

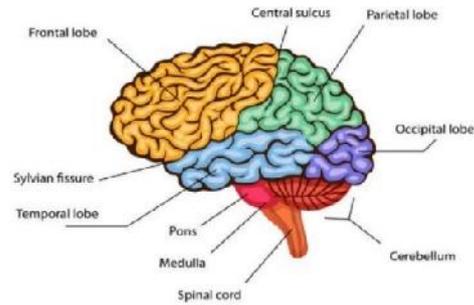
14	<i>“The Influence Of Permittivity Models On Phantom Images Obtained From Electrical Capacitance Tomography” [28].</i>	Timothy mckeen, et al 2002	<i>Linear back-projection (LBP) dibanding kan ILBP dengan model: paralel, seri, dan maxwell</i>	Resolusi spasialnya yang relatif rendah	Model permitivitas paralel memberikan representasi terbaik dari phantom.
----	---	----------------------------	---	---	--

2.2 DASAR TEORI

Berikut merupakan dasar teori penelitian, berisi informasi-informasi relevan yang masih ada hubungan dengan dasar teori.

2.2.1 Otak

Otak merupakan organ terpenting dalam tubuh manusia yang sangat kompleks. Bagian kompleks ini memiliki komponen yakni serebrum (otak besar), serebelum (otak kecil), dan brainstem (batang otak). Otak berperan sebagai pengendali berbagai aktifitas tubuh melalui suatu sistem yang disebut sistem saraf. Koordinasi otak dilakukan pada fungsi tubuh, suhu, dan cairan tubuh manusia. Otak memiliki sekitar 100 miliar sel neuron, sinapsis, dan prosesus neuronal. Isi otak mencakup 2% banding keseluruhan berat tubuh, konsumsi 25% oksigen, mendapat 1,5% volume darah dari jantung [29].



Gambar 2. 1 Anatomi Otak [30].

2.2.2 Tumor Otak

Tumor otak merupakan penyakit yang mengganggu proliferasi sel normal menjadi abnormal dan menyerang otak manusia, tumbuh tidak terkendali, dan berbahaya di otak. Sel abnormal menyerupai benjolan di otak ini dapat menjadi jinak (bukan kanker) dan ganas (kanker). Kemampuan sel tumor dalam modifikasi metabolisme digunakan untuk memproduksi energi sehingga berhasil berproliferasi dan bertumbuh. Tumor otak terbagi menjadi 2 yakni, primer dan sekunder. Tumor otak primer ialah awal dari perkembangan tumor di otak dengan cara meluas di sistem saraf namun bukan tumbuh di sekitar bagian tubuh lainnya. Sedangkan tumor otak sekunder ialah perkembangan tumor yang muncul dibagian lain tubuh selain otak, dan kemudian meluas melewati aliran darah menuju ke otak [31].

2.2.3 Karakter kelistrikan

2.2.3.1 Kapasitansi dan Permittivitas

Permittivitas listrik otak terjadi karena aktivitas listrik di otak melepaskan muatan listrik secara serentak dan berirama atau terpola, sehingga dapat membangkitkan gelombang listrik. Kelistrikan otak dapat diukur dengan menggunakan alat seperti ECVT (*Electrical Capacitance Volume Tomography*). Aktivitas listrik di otak berasal dari potensial membran sel yang pada kondisi tertentu dapat dieksitasi untuk membangkitkan potensial aksi. Sel saraf dalam otak dapat mentransfer ion yang dapat dianggap sebagai arus listrik dan menghasilkan medan magnet.

Dalam penelitian, ECVT adalah alat yang menghasilkan citra volume dinamis dari distribusi permittivitas di dalam otak dengan menggunakan sensor

berbentuk helm yang dikenakan di kepala. ECVT dapat menentukan perubahan permitivitas antara pasangan elektroda dengan mengukur data kapasitansi. ECVT dapat digunakan untuk studi aktivitas kelistrikan otak pada penderita tumor otak, epilepsi, alzheimer, dan lain-lain [32]. Perubahan distribusi permitivitas di dalam otak yang dipengaruhi oleh potensial listrik otak yang dapat dirumuskan dalam bentuk integrasi persamaan *poisson* sebagai

$$C_i = - \frac{1}{\Delta V_i} \oint_{A_i} \epsilon(x, y, z) \nabla(x, y, z) d \quad (2.1)$$

Keterangan :

C_i : Kapasitansi terukur dari pasangan elektroda ke-i

V_i : Perbedaan tegangan antara pasangan elektroda

(x, y, z) : Distribusi permitivitas

$V(x, y, z)$: Distribusi potensial

Karena hubungan nilai kapasitansi dan distribusi permitivitas tidak linier, pendekatan linierisasi biasanya digunakan dengan memperkenalkan matriks sensitivitas. Persamaannya menjadi seperti berikut:

$$C = S.G \quad (2.2)$$

Keterangan:

C : matriks kapasitansi $M \times 1$, bernilai 66 pengukuran

S : matriks sensitivitas $M \times N$

G : Matriks citra $N \times 1$, bernilai 32.728 voxel

2.2.3.2 Konduktivitas dan Frekuensi

Konduktivitas adalah sesuatu yang menunjukkan kemampuan bahan untuk mengantarkan listrik. Konduktivitas otak manusia adalah konduktivitas dari jaringan otak yang berisi kumpulan sel-sel saraf (neuron) dan cairan ekstraseluler. Konduktivitas otak manusia dipengaruhi oleh frekuensi sinyal listrik yang dihantarkan oleh neuron. Frekuensi sinyal listrik ini berkaitan dengan gelombang otak yang merupakan pola aktivitas listrik otak [33].

Distribusi konduktivitas dan frekuensi otak manusia adalah suatu grafik yang menunjukkan hubungan antara konduktivitas otak dengan frekuensi gelombang otak. Grafik ini dapat digunakan untuk menganalisis kondisi mental dan saraf manusia, serta mendiagnosis berbagai penyakit yang terkait dengan aktivitas listrik otak, seperti tumor otak.

Gelombang otak memiliki berbagai jenis berdasarkan kecepatan atau tingkat frekuensinya, yang diukur dalam Hertz (Hz). Perbedaan tingkat frekuensi ini membuat setiap jenis gelombang dominan pada satu aktivitas tertentu. Secara umum, terdapat lima jenis gelombang otak manusia, yaitu: delta (1-4 Hz), teta (4-8 Hz), alpha (8-13Hz) beta (13-38Hz), gamma (38-42 Hz) [34]. Konduktivitas otak seperti kemampuan otak dalam membawa impuls listrik antar neuron [35]. Konduktivitas otak dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti suhu, kelembaban, tekanan, dan konsentrasi ion. Konduktivitas otak juga berbeda-beda pada setiap bagian otak, seperti korteks, hipokampus, talamus, dan lain-lain. Penurunan konduktivitas otak dapat menurunkan frekuensi gelombang otak disfungsi otak seperti tumor otak.

2.2.4 Brain ECVT

Brain ECVT (*Electrical Capacitance Volume Tomography*) solusi alat pencitraan dengan studi kelistrikan otak manusia. ECVT merupakan teknik tomografi dari kapasitansi listrik pada benda yang bersifat non konduktif. ECVT merupakan sistem kembangan dari ECT (*Electrical Capacitance Tomography*) yang mencitrakan secara volumetrik atau 3D. ECVT terdiri 12 elektroda dalam bentuk helm dengan dalam memperoleh kapasitansi terukur dan bagian dalam dipengaruhi distribusi permitivitas.

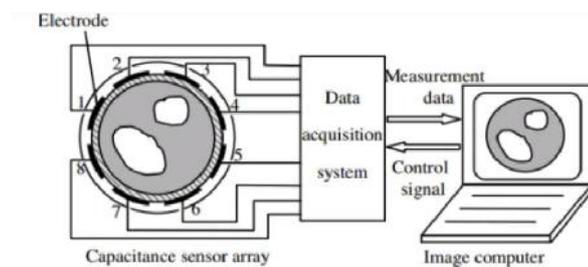


Gambar 2. 2 Sensor *Brain* ECVT [17].

ECVT sebagai tomografi didukung oleh sistem pencitraan yang bersifat non-linier, tidak merusak fisik objek yang diamati, mendeteksi instan, minim biaya, bebas radiasi terhadap beberapa disfungsi otak, dan mobile (bisa dibawa kemana-mana). ECVT merekonstruksi citra yang didapatkan langsung dari sensor tiga dimensi secara volumetrik sehingga proses hasil langsung citra dari sensor dapat dilakukan tanpa penumpukan citra 2D. Oleh karena itu hasil citra dapat berupa 3D secara *real time* [36].

2.2.5 Sistem ECVT

Sistem ECVT terdiri dari tiga komponen, yakni: sensor, elektronika, dan sistem komputer. Sensor dapat mengukur kapasitansi antara elektroda. Unit akuisisi data digunakan untuk mentransfer data yang diukur ke komputer. Sistem komputer digunakan untuk rekonstruksi gambar menggunakan yang tepat algoritma rekonstruksi yang tepat [11]. Sensor kapasitansi terdiri oleh berbagai elektroda alokasi disekitar objek. Kapasitas yang diukur adalah fungsi dari konstanta dielektrik (permitivitas) dalam ruang antar setiap pasang elektroda.



Gambar 2. 3 Sistem ECVT [37].

Gambar 2.3 menunjukkan sistem ECVT terdiri dari sensor, data acquisition system, dan image computer. Sistem ini memproses data kapasitansi dari pasien kemudian diolah dengan data acquisition system, dan menghasilkan citra 3D ditampilkam melalui *computer*

2.2.6 Prinsip *Brain* ECVT

2.2.6.1 *Forward Problem*

Proses pengukuran kapasitansi dari elektroda melalui distribusi permitifitas pada objek disebut *forward problem*. *Forward* yang baik dan cepat digunakan pada algoritma iteratif untuk rekonstruksi gambar. Dalam penggunaan algoritma, hasil gambar dari rekonstruksi akan diperbarui dengan minimalisir kesalahan di setiap hasil ukur data kapasitansi dan memberi solusi *forward* untuk prediksi distribusi permitivitas. Proses terjadi berulang hingga kriteria selesai, sehingga solusi *forward* penting [21]. Berikut persamaan *forward problem* sama seperti persamaan (2.2).

$$\mathbf{C} = \mathbf{S} \cdot \mathbf{G} \quad (2.3)$$

Keterangan:

C: Matriks kapasitansi $M \times 1$, bernilai 66 pengukuran

S: Matriks sensitivitas $M \times N$

G: Matriks citra $N \times 1$, bernilai 32.728 voxel

2.2.6.2 *Invers Problem*

Invers problem adalah rekonstruksi citra yang melibatkan estimasi distribusi permitivitas dari data kapasitansi terukur. Dalam persamaan, jika ada invers dari S maka gambar dapat dengan mudah dihitung. Namun, dalam banyak kasus, terutama dalam tomografi listrik, masalahnya tidak jelas, yaitu terdapat lebih sedikit pengukuran independen daripada nilai piksel yang tidak diketahui, sehingga kebalikan dari matriks S tidak ada. Cara paling sederhana untuk memperkirakan vektor gambar adalah dengan menggunakan *back projection technique* [38].

$$\mathbf{G} = \mathbf{Q} \cdot \mathbf{C} \quad (2.4)$$

Keterangan :

Q: *invers* dari matriks S

C: Matriks kapasitansi $M \times 1$, bernilai 66 pengukuran

G: Matriks citra $N \times 1$, bernilai 32.728 voxel

2.2.7 Normalisasi

Normalisasi merupakan rangkaian cara penataan data, bertujuan memudahkan pengolahan sehingga membuat data memiliki distribusi yang

konsisten sehingga normal untuk diolah oleh model algoritma [39]. Keuntungan normalisasi data pengukuran kapasitansi adalah memudahkan pengukuran, dimudahkan untuk pemrosesan matematis dan dikaitkan dengan citra sehingga memperoleh hasil yang lebih akurat dan baik dalam tomografi kapasitansi. Salah satu pendekatan normalisasi ialah normalisasi statik yang berarti karakter kelistrikannya statik atau tidak berubah dalam range pengukuran.

Selain itu, penting melihat karakteristik linear dan nonlinear dalam normalisasi data karena hal tersebut menentukan model yang sesuai. Linear merujuk pada hubungan atau pola yang dapat didefinisikan dengan garis lurus antara dua variabel. Perubahan pada satu variabel akan menyebabkan perubahan langsung pada variabel lainnya secara proporsional [40]. Sedangkan nonlinear merujuk pada hubungan yang didefinisikan satu variabel dengan variabel lainnya, yang membentuk garis lengkung [41].

2.2.8 Finite Element Methode

Finite elemen method atau metode elemen hingga (FEM) adalah metode yang paling banyak digunakan untuk memecahkan suatu masalah teknik dan model dalam matematis. Bidang masalah meliputi tradisional analisis struktur, perpindahan panas, aliran fluida, transportasi massa dan electromagnetic potensial. FEM adalah metode numerik tertentu untuk menyelesaikan persoalan dari permasalahan diferensial parsial dalam satu atau tiga variabel ruang. Untuk menyelesaikan suatu masalah, FEM membagi sistem besar menjadi bagian-bagian yang lebih kecil dan lebih sederhana yang disebut elemen hingga. Bagian-bagian ini disebut elemen, dan masing-masing elemen dihubungkan dengan titik-titik nodal (node). Setelah itu, persamaan matematika yang merepresentasikan objek tersebut dibangun. Proses pembagian objek menjadi beberapa bagian ini disebut meshing. Ini dicapai dengan diskritisasi ruang tertentu dalam dimensi ruang, yang diimplementasikan dengan konstruksi jaring objek: domain numerik untuk solusi, yang memiliki jumlah titik yang terbatas [42].

2.2.9 Algoritma untuk normalisasi

2.2.9.1 Eksponensial

Eksponensial diusulkan berdasarkan hubungan antara perubahan kapasitansi dan perubahan permitivitas adalah bentuk eksponensial. Dalam model normalisasi yang disajikan, model kompleksitas jaringan komponen diabaikan namun karakteristik nonlinier dari kapasitansi yang diukur dipertimbangkan [14]. Model eksponensial cukup baik terhadap konstrasi rendah dan tinggi. Berikut persamaan eksponensial:

$$C_{ij}^n = a + b \times c \cdot \exp \times C_{ij}^n \quad (2.5)$$

Keterangan :

C_{ij}^n : kapasitansi eksponensial yang diukur

C_{ij}^n : kapasitansi paralel yang diketahui

a : variabel konstan nilai awal atau konstanta skala

b : variabel konstan laju pertumbuhan atau penurunan

c : variabel konstan nilai

2.2.9.2 Pararel

Paralel merupakan algoritma komputasi yang bekerja secara cepat dalam mengeksekusi beberapa tugas sehingga mengurangi waktu respon yang signifikan. Paralel memainkan peran penting dalam banyak aplikasi terutama yang melibatkan data yang besar [43]. Dalam praktiknya, model normalisasi paralel hanya sesuai untuk situasi terbatas atau pasangan elektroda parsial

$$C_{ij}^n = \frac{C_{ij}^m - C_{ij}^l}{C_{ij}^h - C_{ij}^l} \quad (2.6)$$

Keterangan:

C_{ij}^n : kapasitansi paralel yang diukur

C_{ij}^m : kapasitansi terukur dari yang diperiksa

C_{ij}^h kapasitansi terukur dari yang didefinisikan sebagai permitivitas tertinggi

$C_{i,j}^1$ kapasitansi terukur yang didefinisikan sebagai permitivitas terendah

2.2.9.3 Maxwell

Maxwell merupakan model yang baik digunakan untuk konsentrasi rendah [44]. Pada prinsipnya, model hanya berlaku untuk konsentrasi rendah dari permitivitas tinggi material, dan untuk nilai k yang rendah. Namun, model ini terbukti dengan baik untuk nilai k yang rendah dari sebagian besar rentang konsentrasi [14]. Model ini berlaku untuk fluida dengan viskoelastis rendah [45].

$$C_{i,j}^n = \frac{C_{i,j}^n \cdot (2+K)}{(3+ C_{i,j}^n) \cdot (K-1)} \quad (2.7)$$

Keterangan :

$C_{i,j}^n$: kapasitansi maxwell yang diukur

K : ratio dari $C_{i,j}^n$ dan $C_{i,j}^1$

$C_{i,j}^1$: kapasitansi paralel yang diketahui

2.2.10 Rekonstruksi citra

Rekonstruksi citra (*image reconstruction*) merupakan proses mengubah data mentah yang dikumpulkan dari berbagai jenis pengukuran atau sensor menjadi gambar atau citra yang dapat dianalisis dan diinterpretasikan. Citra visualisasi citra dapat berupa grafik, foto yang sebelumnya sudah rusak, kabur, distorsi, atau perubahan lainnya [46].

2.2.11 Algoritma ILBP (*Iterative Linear Back Projection*)

ILBP (*Iterative Linear Back Projection*) adalah generalisasi berulang dari teknik rekonstruksi LBP, dilakukan secara berulang untuk meminimalkan kesalahan antara data kapasitansi yang diukur dan dihitung. ILBP adalah algoritme pencitraan yang memiliki karakteristik pencitraan yang cepat dan gambar yang akurat. Algoritma ILBP digunakan untuk merekonstruksi distribusi permitivitas dari nilai kapasitansi yang dihitung. metode ini mendekati persamaan (2.2).

$$C = SG \quad (2.8)$$

Proses rekonstruksi gambar diselesaikan dengan menyelesaikan *invers problem* dari Persamaan (2.4) untuk nilai G terhadap C . Ada beberapa algoritma untuk menyelesaikan masalah *invers*. Metode iteratif sederhana iteratif sederhana yang diformulasikan sebagai sebagai berikut [11], sebagai berikut:

$$\mathbf{G}^{k+1} = \mathbf{G}^k - \mathbf{S}^T (\mathbf{S}^k - \mathbf{C}) \quad (2.9)$$

Dengan G seperti :

$$\mathbf{G} = \mathbf{S}^T \cdot \mathbf{C} \quad (2.10)$$

Keterangan :

C : Matriks kapasitansi $M \times 1$, bernilai 66 pasangan pengukuran

G : Matriks citra dari $N \times 1$, bernilai 32.728 voxsel

k : Nomer iterasi

S : Matriks sensitivitas dari $M \times N$

2.2.12 Parameter uji

2.2.12.1 Correlation Coefficients

Correlation Coefficients adalah parameter ukuran antara variabel berpasangan (G_K, G_{True}). Koefisien korelasi sebagai alat ukur hubungan variabel permitivitas [47]. CC menentukan hubungan antara permitivitas citra sebenarnya dan permitivitas terukur. Nilai CC akan bernilai 1 jika berada dalam kondisi ideal. Rumus umum untuk korelasi adalah

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (G_i - \bar{G})(G_{True,i} - \bar{G}_{True})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (G_i - \bar{G})^2 \sum_{i=1}^n (G_{True,i} - \bar{G}_{True})^2}} \quad (2.11)$$

Keterangan :

G_K : nilai distribusi gambar yang direkonstruksi

G_{True} : nilai permitivitas yang ternormalisasi dari distribusi yang sebenarnya

2.2.12.2 Root Mean Square Error

Root Mean Square Error (RMSE) adalah akar kuadrat dari rata-rata kuadrat semua kesalahan. RMSE adalah sebuah metrik statistik yang digunakan untuk mengukur rata-rata besar kesalahan (error) citra terukur.

$$\text{RMSE} = \frac{\sqrt{(C_{t_i} - C_k)^T \cdot (C_{t_i} - C_k)}}{C_{t_i}^T \cdot C_{t_i}} \quad (2.12)$$

Keterangan :

C_{true} : nilai kapasitansi terukur

C_k : nilai kapasitansi yang diprediksi berdasarkan *forward problem*

RMSE berfungsi sebagai alat ukur kesalahan suatu model dalam memprediksi sebaran data melihat *error* [48]. Salah satu ukuran yang paling umum digunakan untuk mengevaluasi kualitas prediksi. Ukuran ini menunjukkan seberapa jauh prediksi jatuh dari nilai sebenarnya yang diukur menggunakan jarak *Euclidean*.

2.2.12.3 Image Error

Image error (IE) merupakan parameter yang merepresentasikan kuantifikasi perbedaan rekonstruksi gambar dengan kondisi phantom. IE berfungsi melihat kesalahan citra setelah direkonstruksi [49]. Jika diperoleh IE bernilai 1 maka nilai yang diperoleh kurang baik atau terdapat error. IE dirumuskan sebagai berikut :

$$\text{IE} = \frac{\sqrt{(G_{t_i} - G_k)^T \cdot (G_{t_i} - G_k)}}{G_{t_i}^T \cdot G_{t_i}} \quad (2.13)$$

Keterangan :

G_k : nilai distribusi gambar yang direkonstruksi

G_{true} : nilai permitivitas yang dinormalisasi dari distribusi yang sebenarnya

2.2.13 Software pendukung

2.2.13.1 MATLAB

MATLAB (*Matrix Laboratory*) merupakan software bahasa pemrograman yang memanfaatkan dasar matrix sederhana sehingga mudah dan menarik

diimplementasikan. Secara umum matlab terbagi menjadi matematika dan komputasi, pengembangan dan algoritma, permodelan, simulasi dan pembuatan *prototype*, menganalisis data, visualisasi, dan pembuatan GUI (*Graphical User Interface*). Penggunaan matlab identik dengan matriks dalam bidang matematika dan komputasi [50].

2.2.13.2 COMSOL *Multiphysics*

COMSOL *Multiphysics* adalah perangkat lunak simulasi serba guna yang digunakan di semua bidang teknik, manufaktur, dan penelitian ilmiah. Perangkat lunak ini menghadirkan kemampuan pemodelan *multiphysics* dan *single-physics* yang digabungkan secara penuh, manajemen model, dan alat bantu yang mudah digunakan untuk membangun aplikasi simulasi [51].