

**ANALISIS KOMPUTASI SPEKTROSKOPI IMPEDANSI LISTRIK
UNTUK DETEKSI JARINGAN MARGIN DI LAPAROSKOPI RESEKSI
HATI**

**COMPUTATIONAL ANALYSIS OF ELECTRICAL IMPEDANCE
SPECTROSCOPY FOR MARGIN TISSUE DETECTION IN
LAPAROSCOPIC LIVER RESECTION**

SKRIPSI



**oleh
Sulistia (20330009)**

**PROGRAM STUDI PENDIDIKAN FISIKA
FAKULTAS PENDIDIKAN MATEMATIKA ILMU PENGETAHUAN
ALAM DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS PGRI SEMARANG
APRIL 2024**

**ANALISIS KOMPUTASI SPEKTROSKOPI IMPEDANSI LISTRIK
UNTUK DETEKSI JARINGAN MARGIN DI LAPAROSKOPI RESEKSI
HATI**

**COMPUTATIONAL ANALYSIS OF ELECTRICAL IMPEDANCE
SPECTROSCOPY FOR MARGIN TISSUE DETECTION IN
LAPAROSCOPIC LIVER RESECTION**

Skripsi

Diajukan kepada Universitas PGRI Semarang
untuk memenuhi salah satu persyaratan dalam menyelesaikan
Program Sarjana Pendidikan Fisika



oleh
Sulistia (20330009)

**PROGRAM STUDI PENDIDIKAN FISIKA
FAKULTAS PENDIDIKAN MATEMATIKA ILMU PENGETAHUAN
ALAM DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS PGRI SEMARANG
APRIL 2024**

HALAMAN PERSETUJUAN

Skripsi Berjudul

**ANALISIS KOMPUTASI SPEKTROKOPI IMPEDANSI LISTRIK
UNTUK DETEKSI JARINGAN MARGIN DI LAPAROSKOPI RESEKSI
HATI**

yang diajukan oleh

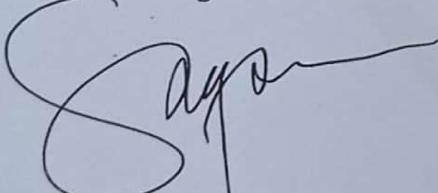
Sulistia

NPM 20330009

telah disetujui untuk dilaksanakan

Semarang, 23 April 2024

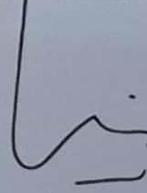
Pembimbing I



Joko Saefan S.Si., M.Sc

NIDN 0620078101

Pembimbing 2



Wawan Kurniawan, S.Si., M.Si

NIDN 0629118101

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi Berjudul

**ANALISIS KOMPUTASI SPEKTROSKOPI IMPEDANSI LISTRIK
UNTUK DETEKSI JARINGAN MARGIN DI LAPAROSKOPI RESEKSI
HATI**

yang dipersembahkan dan disusun oleh
Sulistia
NPM 20330009

telah dipertahankan di depan Dewan Penguji pada hari Rabu, tanggal 24 April 2024
dan dinyatakan telah memenuhi syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
Pendidikan

Panitia Ujian

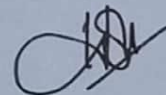
Ketua



Dr. Supandi, M.Si
NIDN 0621067401



Sekretaris



Dr. Affandi Faisal K, M.Sc
NIDN 0608108204

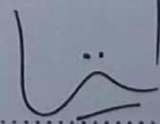
Anggota Penguji

1. Joko Saefan, M.Sc
NIDN 0620078101



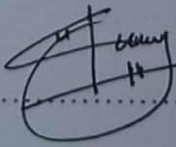
(.....)

2. Wawan Kurniawan, M.Si
NIDN 0629118101



(.....)

3. Ummi Kaltsum, M.Sc
NIDN 0614058602



(.....)

Alhamdulillah rabbil'alamin, segala puji syukur dan syukur bagi Allah SWT yang senantiasa memberikan Rahmat dan karunia-Nya sehingga penulisan skripsi ini dapat diselesaikan. Karya ini dipersembahkan untuk:

1. Bapak Jamani, Alm Ibu Damsiyah, Kakak Anjar Ningrum keluarga kecilku yang sangat aku sayangi, senantiasa berdo'a dan selalu mengingatkan serta memberikan semangat penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
2. Dondi Ikrar Oktavianno kekasih yang telah menemani penulisan skripsi saya dan menjadi sosok rumah yang selalu ada untuk saya dan menjadi bagian perjalanan hidup saya.
3. Teman-teman yang mendukung serta memotivasi untuk menyelesaikan skripsi ini.

Semoga keberhasilan ini menjadi satu langkah awal bagiku untuk meraih cita-cita besar saya.

*Hidup adalah anugrah, hargailah setiap detiknya.
Jika merasa lelah, hargai setiap pengalaman, baik buruknya.*

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa yang tertulis di dalam skripsi benar-benar hasil karya saya sendiri, bukan jiplakan dan/ atau karya tulis orang lain, baik sebagian atau seluruhnya. Pendapat atau temuan orang lain yang terdapat dalam skripsi ini dikutip atau dirujuk berdasarkan kode etik ilmiah.

Semarang, 23 April 2024



Sulistia

NPM 20330009

KATA PENGANTAR

Segala puji Syukur dan sembah hanya semata-mata untuk Allah SWT, Tuhan Semesta Alam yang telah menciptakan alam ini tanpa kekurangan sesuatu apapun. Atas berkat Rahmat, hidayah pertolongan dan izin-Nya lah penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Tanpa mengurangi rasa hormat, penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah banyak membantu terselesainya skripsi ini:

1. Dr. Sri Suciati, S.H., M.Hum., Rektor Universitas PGRI Semarang,
2. Supandi, S.Si., M.Sc., Dekan FPMIPATI Universitas PGRI Semarang,
3. Dr. Affandi Faisal Kurniawan, S.Si., M.Sc., Ketua Program Studi Pendidikan Fisika Universitas PGRI Semarang,
4. Joko Saefan, S.Si., M.Sc., Pembimbing I yang selalu memberikan pengarahan, bimbingan, dan petunjuk kepada penulis untuk lebih memperhatikan dan mempersiapkan skripsi dengan lebih baik,
5. Wawan Kurniawan, S.Si., M.Si., Pembimbing II yang telah sudi memberikan bimbingan, arahan, dan ilmu dalam mempelajari, memahami, dan menikmati fisika ini dengan lebih sabar dan menyenangkan,
6. Marlin Baidillah Ramadhan, P.hD., Pembimbing magang BRIN Pusat Riset Elektronika, yang telah memberikan bimbingan, arahan, motivasi selama magang MBKM BRIN.
7. Bapak, Alm. Ibu, Bu dhe, Kakak, serta saudara-saudara yang senantiasa berdo'a dan mengingatkan saya untuk lebih rajin dan giat dalam mengerjakan skripsi ini. Bapak yang sabar menunggu kelulusan anaknya dengan memberikan senyuman dan semangat yang tak pernah padam untuk segera menyelesaikan studi S1 ini, Alm. Ibu yang menjadi motivasi dan semangat penulis untuk menyelesaikan skripsi ini.
8. Segenap Dosen Fisika Universitas PGRI Semarang yang telah memberikan ilmu, pengalaman, semangat, dan menyenangkan dalam mengajar dan kegiatan lainnya di luar kampus tercinta ini,

9. Kepada seseorang yang tak kalah penting kehadirannya, Dondi Ikrar Oktavianno. Terima kasih telah menjadi bagian dari perjalanan hidup saya. Berkontribusi banyak dalam penulisan skripsi ini, baik tenaga, waktu maupun materi kepada saya. Telah menjadi rumah, pendamping dalam segala hal, yang menemani, mendukung ataupun menghibur dalam kesedihan, mendengar keluhan kesah, memberi semangat untuk pantang menyerah. Semoga Allah selalu memberi keberkahan dalam segala hal yang kita lalui.
10. Teman-teman fisika Angkatan 2020 yang sudah menemani dari semester satu hingga selesainya skripsi ini yang telah memberikan kenangan yang indah dan persahabatan, perselisihan pendapat dan canda tawa dalam rangkaian masa-masa indah di program studi Pendidikan fisika Universitas PGRI Semarang.

Skripsi ini tentunya tidak lepas dari kekurangan dan kelemahan, untuk itu saran dan kritik yang membangun sangat berguna untuk menyempurnakan skripsi ini. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua dan khususnya untuk perkembangan ilmu fisika.

Semarang, 23 April 2024

Penulis

ABSTRAK

ANALISIS KOMPUTASI SPEKTROSKOPI IMPEDANSI LISTRIK UNTUK DETEKSI JARINGAN MARGIN DI LAPAROSKOPI RESEKSI HATI

oleh

Sulistia
20330009

Deteksi jaringan margin selama reseksi hati laparoskopik intraoperatif (LLR) diperlukan untuk mencegah kekambuhan tumor dan mengurangi kemungkinan operasi lebih lanjut. Penelitian ini mengusulkan metode spektroskopi impedansi listrik (EIS) untuk deteksi jaringan margin pada LLR untuk menentukan batas antarmuka jaringan normal dan kanker. Metode yang diusulkan dalam penelitian ini memiliki tiga tujuan: (1) merancang konfigurasi susunan elektroda untuk mengumpulkan beberapa pengukuran impedansi EIS, (2) mengimplementasikan Feedforward Neural Network (FNN) untuk mengklasifikasikan orientasi jaringan margin relatif terhadap susunan elektroda dengan menggunakan indeks impedansi perbedaan waktu, dan (4) mengatur metode titik belok berdasarkan indeks impedansi untuk mendeteksi lokasi jaringan margin. Metode yang diusulkan dievaluasi dengan simulasi numerik 3D jaringan hati yang terdiri dari benjolan kanker dengan arus injeksi bolak-balik $I_{ac} = 1$ mA pada frekuensi: $f = 1$ kHz dan $hf = 100$ kHz. Susunan elektroda terdiri dari 16 pasangan elektroda masing-masing untuk pengukuran arus dan tegangan injeksi. Variasi orientasi jaringan margin relatif terhadap arah susunan elektroda dianggap terjadi pada arah searah, tegak lurus, dan diagonal dengan variasi noise (Signal-to-Noise-Ratio: 50 hingga 90 dB). FNN yang dilatih pada 2.400 titik data menghasilkan nilai True Positive Rate (TPR) sebesar 86,0%, 96,6%, dan 90,4% untuk arah diagonal, tegak lurus, dan searah pada klasifikasi orientasi jaringan tepi, sedangkan metode titik belok mendeteksi letak jaringan tepi dengan 75% letak pada orientasi searah (sumbu y).

Kata kunci: Reseksi hati dengan laparoskopik, Spektroskopi impedansi listrik, Algoritma pembelajaran mesin, Indeks impedansi perbedaan waktu, Deteksi jaringan margin.

ABSTRACT

Computational Analysis of Electrical Impedance Spectroscopy for Margin Tissue Detection in Laparoscopic Liver Resection

by

Sulistia

20330009

Margin tissue detection during intraoperative laparoscopic liver resection (LLR) is required to prevent tumor recurrence and reduce the likelihood of further surgery. This study proposes an electrical impedance spectroscopy (EIS) method for margin tissue detection in LLR to determine the boundary interface of normal and cancerous tissue. The proposed method of this study has three objectives: (1) designing the electrode array configuration to collect multiple EIS impedance measurements, (2) implementing the Feedforward Neural Network (FNN) to classify the orientation of margin tissue relative to the electrode array by using time-difference impedance indexes, and (4) governing the inflection point method based on impedance indexes to detect the margin tissue location. The proposed method is evaluated by a 3D numerical simulation of liver tissue composed of cancerous lumps with $I_{ac} = 1$ mA alternating injection current at frequencies: $lf = 1$ kHz and $hf = 100$ kHz. The electrode array is composed of 16 electrode pairs each for injection current and voltage measurements. The variation of margin tissue orientation relative to the electrode array direction was considered to occur in unidirectional, perpendicular, and diagonal direction with noise variations (Signal-to-Noise-Ratio: 50 to 90 dB). The FNN trained on 2,400 data points achieves True Positive Rate (TPR) value as 86.0%, 96.6%, and 90.4% for diagonal, perpendicular, and unidirectional respectively in margin tissue orientation classification, while the inflection point method detects margin tissue location with 75% location at the unidirectional orientation (y -axis).

Keywords: Laparoscopy liver resection, Electrical impedance spectroscopy, Machine learning algorithm, Time-difference Impedance indexes, Margin tissue detection.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah	4
C. Tujuan Penelitian	4
D. Manfaat Penelitian	5
E. Sistematika Penelitian	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
A. Spektroskopi.....	7
B. Laparoscopic System	8
C. Liver resection margin	9
D. Electrical impedance spectroscopy	11
E. Feedforward Neural Network (FNN).....	12
F. Spektroskopi Impedansi Bioelektrik (BIS).....	13
G. Sifat Listrik Jaringan Biologis	17
BAB III METODE PENELITIAN.....	24
A. Konfigurasi Larik Elektroda	25
B. Ekstraksi fitur dengan indeks impedansi	27
C. Pengklasifikasi oleh Feedforward Neural Network (FNN)	28
D. Penentuan Lokasi Jaringan Margin.....	29
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN	31
A. Masalah Ke Depan.....	31

B. Pelatihan Dataset.....	32
1. Variasi Nilai Konduktivitas	32
2. Variasi Orientasi Jaringan Margin	33
3. Pelabelan	35
C. Kerangka Kerja Jaringan Syaraf Tiruan Feedforward	35
D. Klasifikasi Variasi Orientasi Jaringan Margin	36
E. Penentuan Lokasi Jaringan Margin.....	37
F. Manfaat Bagi Bidang Pendidikan	38
BAB V PENUTUP.....	39
A. Kesimpulan	39
1. Variasi orientasi jaringan margin.....	39
2. Klasifikasi variasi orientasi jaringan margin.....	39
3. Penentuan lokasi jaringan margin	39
B. Saran.....	40
1. Keandalan konfigurasi larik elektroda	40
2. Keandalan FNN.....	41
3. Keandalan metode titik belok.....	41
4. Pekerjaan di masa depan	41
DAFTAR PUSTAKA	43
LAMPIRAN.....	51

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Daftar persamaan sifat listrik.	23
Tabel 4. 1 Perbandingan sifat listrik antara jaringan hati normal dan kanker.	31
Tabel 4. 2 Kondisi simulasi numerik.	34

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Grafik kenaikan kematian kanker	1
Gambar 2.1 Penyebaran cahaya saat bergerak melalui prisma segitiga.....	7
Gambar 2.2 Darwin laparoscopic training system	8
Gambar 2.3 Batas bebas tumor yang didefinisikan ulang yang ditentukan oleh detektor biomolekuler spesifik, dan bukan oleh suplai darah anatomis yang ketat, dapat membantu perencanaan pembedahan untuk menghilangkan ceruk protumorigenik secara en-blok.....	10
Gambar 2.4 Prinsip dan aplikasi Spektroskopi Impedansi Listrik (EIS)	11
Gambar 2.5 Jaringan saraf tiruan feedforward (FNN) tiga lapis sederhana, yang terdiri dari lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran	12
Gambar 2.6 Gambar skematik pengaturan pengukuran BIS dan analogi tubuh sebagai media tubular.....	14
Gambar 2.7 Rangkaian listrik yang setara dengan jaringan biologis (kiri), dan perilaku arus multi-frekuensi (kanan)	16
Gambar 2.8 Plot nyquist sebagai representasi model rangkaian ekuivalen konstanta waktu tunggal.....	17
Gambar 3.1 Flowchart penelitian.....	xv
Gambar 3.2 Prosedur konsep deteksi jaringan margin berdasarkan spektroskopi impedansi listrik.....	25
Gambar 3.3 Desain yang diusulkan untuk konfigurasi susunan elektroda spektroskopi impedansi listrik.....	26
Gambar 4.1 Konfigurasi susunan elektroda dari model depan bersama dengan geometri model hati dengan jaringan kanker dari sudut pandang sumbu xy	31
Gambar 4. 2 Perbandingan bagian nyata dan bagian imajiner dari impedansi pada variasi referensi, searah, tegak lurus, dan diagonal dari jaringan margin pada kasus frekuensi $f = 1$ kHz dan SNR = 90 db.	34
Gambar 4.3 Matriks konfusi akurasi model FNN untuk klasifikasi orientasi jaringan margin	36

Gambar 4.4 Perbandingan indeks impedansi berdasarkan MIX, RIX, dan IMIX pada lokasi jaringan margin yang berbeda dengan orientasi searah. Lokasi jaringan margin ditunjukkan sebagai tanda kotak merah pada garis hitam putus-putus..... 37

DAFTAR LAMPIRAN

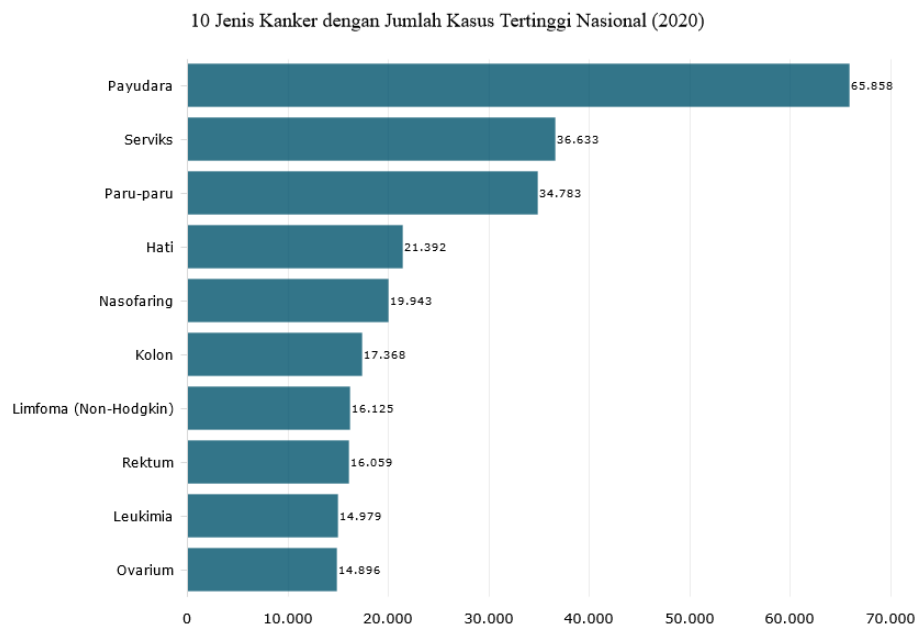
Lampiran 1. Calc ratiometric	52
Lampiran 2. EIS liver 3D	54
Lampiran 3. Usulan tema skripsi	85
Lampiran 4. Lembar bimbingan.....	86

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Prevalensi global kanker hati terus meningkat, sehingga kanker hati menduduki peringkat keempat sebagai penyebab utama kematian di seluruh dunia dan menyebabkan lebih dari 800.000 kematian setiap tahunnya (Oh & Jun, 2023; Runggay et al., 2022). Kanker hati merupakan kontributor utama kematian akibat kanker secara global, yang mengakibatkan lebih dari 700.000 kematian setiap tahunnya. Tingginya prevalensi kanker hati membutuhkan fokus yang mendesak pada pengembangan terapi inovatif dan teknik pemantauan. Struktur pembuluh darah hati yang rumit dan variabilitas lokasi lesi membuat pembedahan kanker hati menjadi pengobatan yang berisiko tinggi.



Gambar 1.1 Grafik kenaikan kematian kanker

Gambar 1.1 menunjukkan kanker payudara memiliki jumlah kasus baru tertinggi di Indonesia sebesar 65.858 kasus atau 16,6% dari total 396.914 kasus

kanker. Kanker serviks (leher rahim) menempati urutan kedua dengan jumlah 36.633 kasus atau 9,2% dari total kasus kanker. Kanker paru-paru menyusul di urutan ketiga dengan jumlah 34.783 kasus (8,8% dari total kasus), lalu kanker hati sejumlah 21.392 kasus (5,4% dari total kasus), dan kanker nasofaring (area di sebelah atas bagian belakang tenggorokan) sejumlah 19.943 kasus (5% dari total kasus) (Nur Handayani, 2022).

Pemanfaatan reseksi hati laparoskopik (LLR) telah menunjukkan hasil yang menggembirakan dalam hal penurunan kebutuhan transfusi darah selama pembedahan dan durasi rawat inap yang lebih singkat. LLR adalah prosedur bedah invasif minimal yang digunakan untuk mengangkat lesi hati jinak atau kanker. Prosedur ini melibatkan pembuatan sayatan kecil untuk memasukkan instrumen khusus dan kamera untuk melakukan reseksi. LLR menawarkan beberapa keuntungan dibandingkan reseksi hati terbuka tradisional, termasuk pemulihan pasca operasi yang lebih cepat, berkurangnya kehilangan darah, rawat inap di rumah sakit yang lebih singkat, dan hasil kosmetik yang lebih baik (Mostaedi, 2012). Pentingnya reseksi hati laparoskopik terletak pada kemampuannya untuk memberikan pilihan pengobatan yang tidak terlalu invasif untuk lesi hati, yang mengarah pada pemulihan yang lebih cepat, mengurangi rasa sakit, dan hasil kosmetik yang lebih baik. Selain itu, LLR telah terbukti memiliki tingkat mortalitas dan morbiditas pasca operasi yang setara dibandingkan dengan reseksi hati terbuka, sehingga menjadi pilihan yang menguntungkan bagi banyak pasien (Jia et al., 2018).

Penerapan metode pemantauan baru dalam LLR untuk kanker hati intraoperatif untuk menentukan lokasi jaringan margin sangat penting untuk meningkatkan hasil pembedahan, meminimalkan komplikasi, dan menghasilkan konsekuensi ekonomi yang besar. Penilaian jaringan margin adalah proses penilaian batas antara jaringan sehat dan tidak sehat yang dipilih untuk pembedahan dan mengacu pada jarak terpendek antara tepi tumor dan jaringan non-kanker di sekitarnya pada bagian hati. Penilaian ini penting untuk memastikan bahwa jaringan yang tidak sehat diangkat secara keseluruhan. Kecukupan margin ini sangat penting dalam menentukan kelengkapan reseksi

dan berimplikasi pada hasil akhir pasien, termasuk risiko kekambuhan dan tingkat kelangsungan hidup. Penilaian ini dapat melibatkan berbagai metode, termasuk penilaian lebar margin reseksi dan kualitas anatomi (Sambri et al., 2021). Beberapa penelitian menunjukkan bahwa penilaian margin yang lebih lengkap dapat membantu dokter hewan atau dokter manusia dalam menentukan apakah neoplasma telah diangkat seluruhnya. Metode penilaian margin yang digunakan dapat mempengaruhi tingkat margin positif dan total volume jaringan yang diangkat (Moo et al., 2014). Tantangan dari penentuan jaringan margin adalah bahwa jaringan normal dan kanker memiliki warna yang serupa. Dengan demikian, penentuan hanya dengan menggunakan kamera dapat menunjukkan hasil yang tidak akurat.

Beberapa penelitian telah mengusulkan penggunaan Electrical Impedance Spectroscopy (EIS) untuk identifikasi jaringan, yang memiliki aplikasi potensial untuk penilaian jaringan margin. Halter dkk. (Halter & Kim, 2014), Mahara dkk. (Mahara et al., 2015), dan Murphy dkk. (Murphy et al., 2017) meneliti penggunaan pencitraan distribusi konduktivitas dengan probe impedansi listrik mikroendoskopi yang dikonfigurasi secara radial dengan 17 elektroda dengan rentang frekuensi dari 10 kHz hingga 1 MHz dan pengukuran impedansi listrik tetrapolar. Meskipun tidak jelas untuk menentukan batas yang jelas dari jaringan margin dengan menggunakan distribusi konduktivitas yang direkonstruksi, hal ini menunjukkan kemampuan untuk menentukan keberadaan inklusi berdiameter 1 mm dan rasio kontras konduktivitas 10:1 dengan menggunakan nilai rata-rata gambarnya. Penelitian Cheng dkk. (Cheng et al., 2021) menggunakan pengukuran impedansi listrik tripolar untuk menghitung nilai konduktivitas dan permitivitas jaringan yang dinilai dengan rentang frekuensi 1 kHz hingga 349 kHz dengan menggerakkan elektroda pengukur tegangan menggunakan lengan robot pada jarak tertentu. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jaringan yang berbeda dapat diidentifikasi secara konsisten dengan variasi jarak, tetapi tidak ditunjukkan bagaimana metode ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi jaringan margin. Doussan dkk. (Cheng et al., 2021) melaporkan pengembangan probe berbasis impedansi

listrik dengan 32 elektroda berdiameter 12 mm dan rentang frekuensi 100 Hz hingga 1 Mhz untuk menghasilkan gambar 3D jaringan dan mengklasifikasikan antara otot dan jaringan adiposa. Penelitian ini mengidentifikasi margin bedah positif (PSM) secara real-time selama operasi prostatektomi radikal (RP) hingga kedalaman 1,19 mm. Karena area tengah probe berbasis impedansi listrik adalah yang paling akurat untuk merekonstruksi gambar, penelitian ini tidak menunjukkan keakuratan gambar jaringan margin jika tidak terletak di area tengah.

Dalam penelitian ini, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian **“Analisis komputasi spektroskopi impedansi listrik untuk deteksi jaringan margin di laparoscopi reseksi hati”**.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang diatas, maka peneliti merumuskan masalah dalam penelitian diuraikan pernyataan sebagai berikut :

1. Bagaimana menerapkan metode Electrical Impedance Spectroscopy (EIS) dalam penilaian jaringan margin selama operasi laparoscopi untuk meningkatkan keakuratan identifikasi margin dan meminimalkan risiko kelalaian dalam pengangkatan jaringan yang tidak sehat?
2. Bagaimana mengimplementasikan profil metrik rasio dan klasifikasi pembelajaran mesin rasio untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam tentang karakteristik jaringan margin dan meningkatkan keberhasilan operasi reseksi hati laparoscopi?

C. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian dari Analisis komputasi impedansi listrik spektroskopi untuk deteksi jaringan margin di laparoscopi reseksi sebagai berikut:

1. Meningkatkan keakuratan identifikasi margin jaringan dan meminimalkan risiko kelalaian dalam pengangkatan jaringan yang tidak sehat.
2. Meningkatkan keberhasilan operasi reseksi hati laparoscopi dengan memanfaatkan analisis profil metrik rasio dan klasifikasi pembelajaran

mesin rasio, sehingga dapat memperoleh pemahaman yang lebih mendalam tentang karakteristik jaringan margin dan meningkatkan akurasi dalam menentukan batas tepi jaringan yang akan diangkat.

D. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah:

1. Peningkatan Keakuratan Diagnosis: Memperbaiki kemampuan dalam mengidentifikasi margin jaringan selama operasi laparoskopi, sehingga mengurangi risiko kelalaian dalam pengangkatan jaringan yang tidak sehat dan meningkatkan keberhasilan operasi.
2. Pengurangan Risiko Pasca Operasi: Dengan lebih tepatnya penilaian margin jaringan, pasien memiliki peluang lebih baik untuk pemulihan yang cepat dan kurang terjadinya komplikasi pasca operasi.

E. Sistematika Penelitian

Adapun sistematika dalam penulisan penelitian skripsi ini mencakup beberapa bab dan subbab seperti dijelaskan di bawah ini:

1. BAB I Pendahuluan

Bab ini terdiri atas latar belakang, perumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

2. BAB II Tinjauan Pustaka

Bab ini terdiri atas spektroskopi, laparoscopyc sistem, liver resection margin, electrical impedance spectroscopy, feedforward neural network (FNN), spektroskopi impedansi bioelektrik, sifat listrik jaringan biologis.

3. BAB III Metode Penelitian

Bab ini terdiri atas studi pustaka, konfigurasi larik elektroda, ekstraksi fitur dengan indeks impedansi, pengkalsifikasian oleh FNN, penentuan lokasi jaringan margin.

4. BAB IV Hasil Penelitian dan Pembahasan

BAB ini terdiri dari hasil penyelesaian secara masalah kedepan, pelatihan dataset, kerangka kerja jaringan syaraf tiruan feedforward, variasi orientasi

jaringan margin, klasifikasi variasi orientasi jaringan margin, penentuan lokasi jaringan margin, dan manfaat bagi bidang pendidikan.

5. BAB V Kesimpulan dan Saran

Bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh dari bab sebelumnya yaitu hasil penelitian dan pembahasan terkait tujuan dari penelitian, saran yang diberikan untuk kajian lebih lanjut dari skripsi ini.

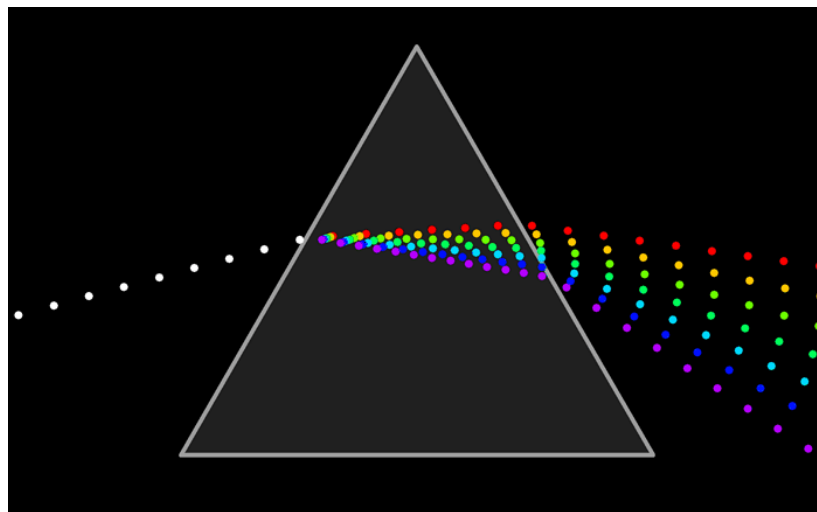
BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Spektroskopi

Menurut (Saxena & Kumawat, 2018) Spektroskopi adalah teknik analisis yang digunakan untuk mempelajari interaksi antara materi dengan radiasi elektromagnetik, seperti cahaya. Teknik ini mencakup pengukuran dan analisis sifat-sifat cahaya yang dipantulkan, diserap, atau dipancarkan oleh suatu benda atau zat. Informasi yang diperoleh dari spektroskopi dapat digunakan untuk mengidentifikasi komposisi kimia, struktur molekuler, kondisi fisik, atau karakteristik lainnya dari benda atau zat yang diamati.

Spektroskopi dalam prisma adalah teknik spektroskopi yang menggunakan prisma sebagai pemisah cahaya, menguraikan cahaya putih menjadi spektrum warna yang terdiri dari berbagai panjang gelombang. Prinsip dasarnya adalah bahwa prisma dapat membiaskan cahaya dengan cara yang berbeda tergantung pada panjang gelombangnya, sehingga menghasilkan spektrum yang dapat dianalisis untuk mengidentifikasi komponen-komponen dalam cahaya tersebut (Foundation, 2009).



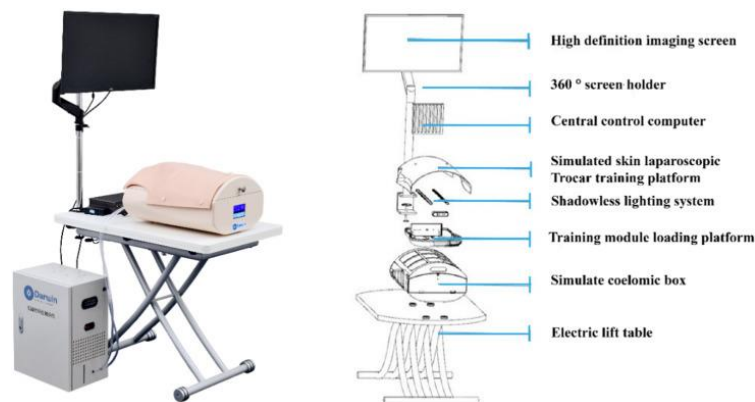
Gambar 2.1 Penyebaran cahaya saat bergerak melalui prisma segitiga

Spektroskopi dalam prisma adalah teknik spektroskopi yang menggunakan prisma sebagai pemisah cahaya, menguraikan cahaya putih

menjadi spektrum warna yang terdiri dari berbagai panjang gelombang seperti pada gambar 2.1. Prinsip dasarnya adalah bahwa prisma dapat membiaskan cahaya dengan cara yang berbeda tergantung pada panjang gelombangnya, sehingga menghasilkan spektrum yang dapat dianalisis untuk mengidentifikasi komponen-komponen dalam cahaya tersebut (Foundation, 2009).

B. Laparoscopic System

Menurut (Buia et al., 2015) Laparoscopi merupakan Teknik bedah minimally invansive yang memanfaatkan alat kecil dimasukkan melalui sayatan kecil untuk melakukan prosedur bedah, termasuk reseksi kanker dengan keuntungan pemulihan cepat dan risiko infeksi yang rendah.



Gambar 2.2 Darwin laparoscopic training system

Sistem Pelatihan Keterampilan Invasif Minimal Multidisiplin. Sistem ini dikembangkan berdasarkan konsep WET LAB (laboratorium basah). Sistem perangkat terintegrasi untuk pelatihan keterampilan invasif minimal multidisiplin memiliki tingkat kompatibilitas yang tinggi, tidak hanya mencakup praktik cetakan, tetapi juga praktik spesimen hewan secara mandiri, yang mencakup sebagian besar pembedahan abdomen operasi. Oleh karena itu, sistem ini cocok untuk keterampilan dasar laparoscopi serta berbagai teknik bedah tingkat lanjut. Mengikuti konsep *all-in-one*, sistem ini melengkapi hampir semua fasilitas pelatihan laparoscopi canggih, termasuk bedah listrik, energi energi, dan pisau bedah ultrasonik, yang mensimulasikan operasi waktu

nyata dalam praktik sehari-hari para ahli bedah seperti gambar 2.2 (Zhou et al., 2023).

Komputasi Impedansi Listrik Spektroskopi (EIS) merupakan metode analisis yang memungkinkan pengukuran respons listrik suatu sistem terhadap input listrik pada berbagai frekuensi, digunakan dalam konteks medis untuk karakterisasi jaringan biologis berdasarkan perbedaan konduktivitas listrik (C Gabriel et al., 1996). Dalam laparoskopi reseksi, EIS diterapkan untuk mendeteksi dan membedakan jaringan normal dan abnormal, termasuk jaringan kanker, pada margin bedah, dengan tujuan meningkatkan ketepatan identifikasi margin jaringan sehat dan mengurangi risiko pengangkatan tidak mencukupi atau berlebihan.

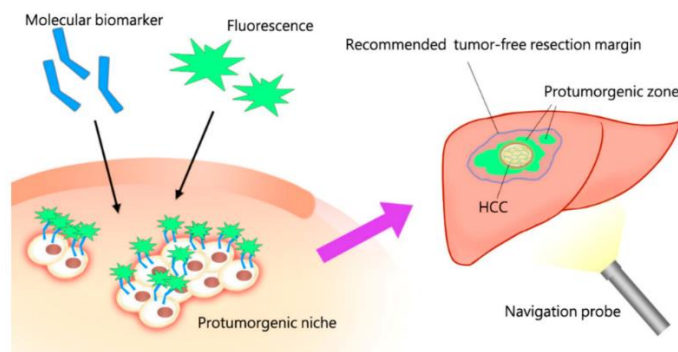
Parameter analisis EIS untuk deteksi jaringan margin meliputi impedansi, fase, dan spektrum frekuensi respons listrik, yang dapat memberikan informasi tentang struktur, komposisi, dan keadaan fisiologis jaringan (Brown, 2003). Menurut (Crowell et al., 2020) mengemukakan tentang tantangan dalam pengembangan EIS untuk laparoskopi meliputi kecepatan pengukuran, resolusi spasial, dan interpretasi data, yang memerlukan integrasi teknologi sensor yang lebih canggih dan pengembangan algoritma analisis data yang lebih kompleks.

Beberapa studi telah mengeksplorasi penerapan EIS dalam laparoskopi, termasuk deteksi kanker dan evaluasi margin bedah dalam berbagai kondisi, seperti kanker payudara dan pancreas (Van der Vorst et al., 2013).

C. Liver Resection Margin

Menurut dalam prosedur reseksi hati, margin reseksi memainkan peran krusial dalam menentukan keberhasilan operasi. Margin reseksi mengacu pada tepi jaringan yang diangkat selama operasi. Pentingnya margin reseksi terutama terkait dengan pengangkatan seluruh jaringan yang terkena penyakit, seperti tumor hepatik atau lesi lainnya, untuk mencegah kambuhnya penyakit pada pasien setelah operasi. Selain itu, margin reseksi yang lebar juga dapat memastikan bahwa tidak ada sel kanker yang tertinggal, meningkatkan

prognosis pasien. Oleh karena itu, identifikasi dan evaluasi margin reseksi merupakan aspek penting dari prosedur reseksi hati.



Gambar 2.3 Batas bebas tumor yang didefinisikan ulang yang ditentukan oleh detektor biomolekuler spesifik, dan bukan oleh suplai darah anatomis yang ketat, dapat membantu perencanaan pembedahan untuk menghilangkan ceruk protumorigenik secara en-blok

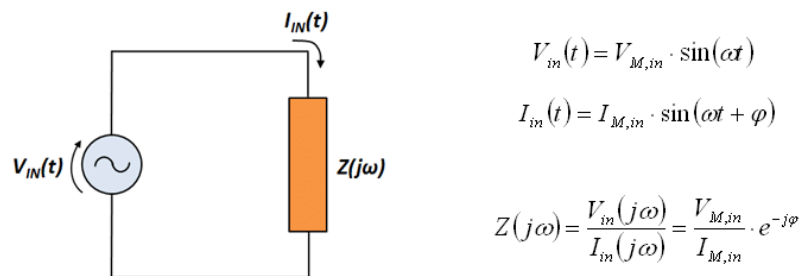
Pada gambar 2.3 pentingnya margin reseksi dalam menentukan keberhasilan operasi, tantangan tetap ada dalam mencapai margin yang tepat. Salah satu tantangan utama adalah memastikan bahwa margin yang diambil cukup luas untuk menghilangkan seluruh jaringan yang terinfeksi atau terkena penyakit tanpa merusak jaringan sehat yang berdekatan (Taillieu et al., 2021). Selain itu, varian anatomi individu dapat membuat identifikasi dan evaluasi margin menjadi lebih sulit, terutama dalam kasus-kasus dengan struktur hati yang kompleks atau adanya tumor yang berdekatan dengan struktur penting lainnya. Oleh karena itu, pengembangan teknik dan pendekatan yang lebih canggih dalam identifikasi margin reseksi menjadi sangat penting untuk meningkatkan hasil operasi dan prognosis pasien.

Dengan kemajuan teknologi dalam bidang medis, terdapat upaya untuk mengintegrasikan teknologi baru dalam evaluasi margin reseksi dalam reseksi hati. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penggunaan Komputasi Impedansi Listrik Spektroskopi (EIS). EIS merupakan metode analisis yang memungkinkan pengukuran respons listrik jaringan terhadap input listrik pada berbagai frekuensi. Dalam konteks reseksi hati, EIS dapat digunakan untuk membedakan antara jaringan normal dan abnormal serta memungkinkan deteksi

margin reseksi dengan akurasi yang lebih tinggi secara real-time selama prosedur laparoskopi. Dengan demikian, penerapan EIS dapat menjadi langkah inovatif untuk meningkatkan hasil operasi dan prognosis pasien (Crowell et al., 2020).

D. Electrical Impedance Spectroscopy

Electrical Impedance Spectroscopy (EIS) adalah teknik analisis yang memanfaatkan respons listrik jaringan terhadap input listrik pada berbagai frekuensi untuk karakterisasi jaringan biologis (Gabriel et al., 1996). Menurut (Brown, 2003) mengemukakan prinsip dasar EIS adalah bahwa jaringan biologis memiliki konduktivitas listrik yang berbeda tergantung pada komposisi, struktur, dan keadaan fisiologisnya.



Gambar 2. 4 Prinsip dan aplikasi Spektroskopi Impedansi Listrik (EIS)

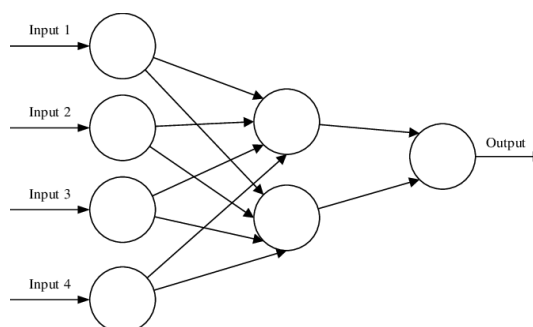
Menurut Selama prosedur EIS, sinyal listrik diberikan ke jaringan melalui elektroda, dan impedansi listrik jaringan diukur pada berbagai frekuensi. Perubahan dalam respons impedansi listrik pada frekuensi yang berbeda dapat memberikan informasi tentang sifat jaringan, seperti kepadatan sel, komposisi histologi, dan adanya nekrosis. Dengan demikian, prinsip dan aplikasi EIS seperti gambar 2.4, EIS memiliki potensi untuk menjadi alat yang berguna dalam deteksi jaringan margin dalam prosedur laparoskopi reseksi (Crowell et al., 2020).

E. Feedforward Neural Network (FNN)

Menurut (Bishop, 1995) Feedforward Neural Network (FNN) adalah salah satu jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang paling umum digunakan dalam pemrosesan data. FNN terdiri dari serangkaian neuron atau unit pemrosesan informasi yang terhubung dalam lapisan-lapisan, dimana informasi mengalir maju dari lapisan input melalui lapisan-lapisan tersembunyi ke lapisan output.

Dalam konteks fisika, FNN sering digunakan untuk memodelkan dan memprediksi fenomena fisik kompleks. Beberapa aplikasi FNN dalam fisika antara lain:

1. **Prediksi dan Analisis Data Eksperimental:** FNN digunakan untuk memproses data eksperimental dalam fisika, seperti data dari percobaan fisika partikel, spektroskopi, atau eksperimen fisika material.
2. **Simulasi dan Modelisasi Sistem Fisik:** FNN dapat digunakan untuk membangun model simulasi yang mendekati perilaku sistem fisik yang kompleks, seperti dinamika fluida, sistem mekanika kuantum, atau sistem termodinamika.
3. **Pengenalan Pola dalam Data Fisika:** FNN dapat digunakan untuk mengenali pola-pola yang kompleks dalam data fisika, misalnya dalam citra medis, data geofisika, atau data sensor fisika.
4. **Optimasi dan Pengendalian Proses Fisika:** FNN dapat digunakan dalam optimasi proses fisika, pengendalian sistem, atau pengelolaan energi, di mana diperlukan pemodelan dan prediksi yang cepat dan akurat.



Gambar 2.5 Jaringan saraf tiruan feedforward (FNN) tiga lapis sederhana, yang terdiri dari lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran

Dalam konteks analisis komputasi impedansi listrik spektroskopi (EIS), Feedforward Neural Network (FNN) dapat menjadi alat yang kuat untuk mengolah dan menganalisis data hasil pengukuran impedansi listrik (J. Wang, 2023). FNN dapat digunakan untuk membangun model prediktif yang dapat mempelajari pola kompleks dalam data EIS dan memprediksi dengan akurat status jaringan, termasuk identifikasi margin jaringan dalam laparoskopi reseksi seperti gambar 2.5. Dengan memanfaatkan kemampuan FNN untuk menangkap pola-pola yang rumit dalam data, informasi yang dihasilkan dari EIS dapat diproses secara efisien dan akurat untuk mendukung keputusan klinis yang lebih baik (Abiwinanda et al., 2019). Dengan demikian, integrasi FNN dalam analisis komputasi EIS dapat membuka potensi baru dalam deteksi dan karakterisasi jaringan margin dalam konteks prosedur laparoskopi reseksi.

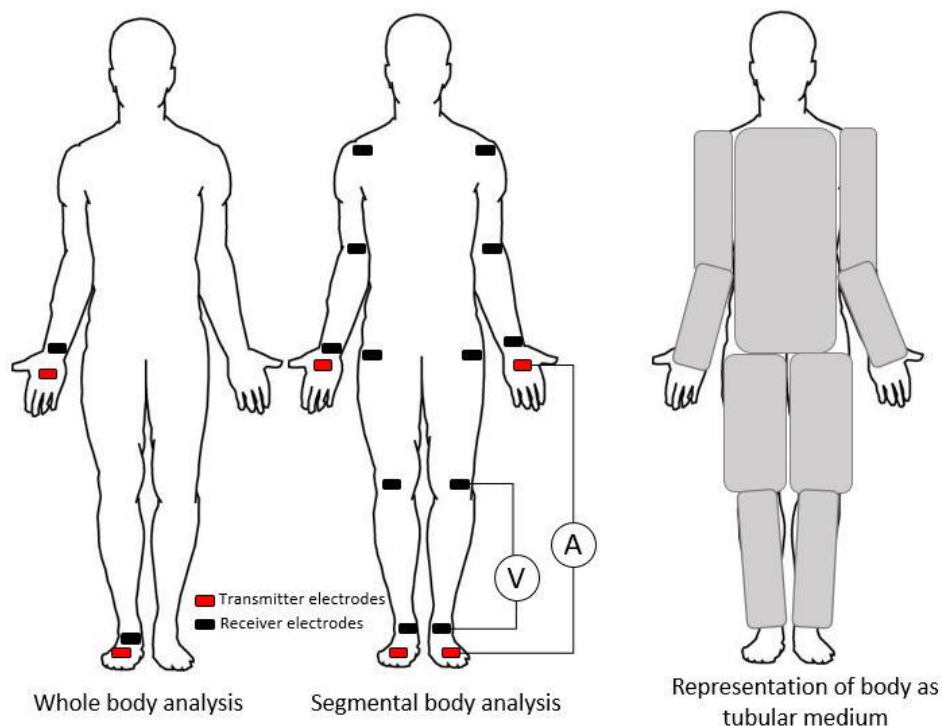
F. Spektroskopi Impedansi Bioelektrik (BIS)

Saat ini, tidak ada obat atau penyembuhan yang tersedia untuk limfedema. Perawatan yang ada saat ini berusaha untuk mengurangi volume cairan, melunakkan fibrosis jaringan, dan mengurangi risiko infeksi. Oleh karena itu, pilihan terbaik untuk kondisi ini adalah dengan menekankan atau mengoptimalkan keakuratan diagnosis dini. Dengan diagnosis dini, akan membantu prosedur dan protokol pembedahan yang terbaik pada tungkai yang terkena. Selain itu, drainase getah bening lebih mudah dilakukan pada tahap awal (Tahap 0 dan I).

Ide dasar diagnostik limfedema adalah untuk mendeteksi peningkatan abnormal jumlah cairan ekstraseluler pada ruang cairan interstisial ketika pembengkakan anggota tubuh belum terjadi. Ada dua metode untuk diagnostik limfedema yang diusulkan sebagai metode non-invasif dan non-radiatif, yaitu berdasarkan pengukuran volume dan listrik. Pengukuran volume dilakukan karena anggota tubuh yang terkena menderita pembengkakan. Metode pengukuran volume dapat diperoleh dengan menggunakan pita pengukur, Perometri (inframerah), dan perpindahan air. Tidak ada tingkat pembesaran yang standar yang merupakan limfedema (Kissin et al., 1986). Oleh karena itu,

keakuratan diagnosis dengan menggunakan pengukuran volume bersifat subjektif bagi setiap dokter.

BIS mencoba mengatasi keterbatasan metode pengukuran volume. BIS adalah merupakan pengembangan dari Bioelectrical Impedance Analysis (BIA) yang hanya merupakan pengukuran frekuensi tunggal. Metode ini menggunakan arus bolak-balik lemah ($I_{ac} = 500 \mu A$) dengan dua elektroda permukaan yang ditempelkan pada posisi tertentu di tubuh, seperti pergelangan tangan, kaki, paha, pergelangan kaki, dan lengan atas. Sedangkan, dua elektroda lainnya digunakan untuk mengukur tegangan hantaran. Beberapa pengukuran frekuensi yang digunakan seperti $f = 1 \text{ kHz}$, 5 kHz , 50 kHz , 250 kHz , 500 kHz , dan 1 MHz . BIS mengukur tubuh berdasarkan asumsi bahwa tubuh dapat didefinisikan sebagai media tubular. Pengukuran dilakukan pada posisi seperti itu, baik untuk mengukur seluruh tubuh maupun segmen tubuh seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.6. Metode ini non-invasif, berbiaya rendah, tidak menggunakan zat kontras dan teknik non-radiasi.



Gambar 2.6 Gambar skematik pengaturan pengukuran BIS dan analogi tubuh sebagai media tubular

BIS umumnya digunakan untuk analisis komposisi tubuh pada gambar 2.6. Komposisi tubuh adalah jumlah absolut dan relatif dari konstituen tubuh. Menganalisis tubuh terkait dengan kondisi fisiologis tubuh (Toombs et al., 2012). Hal ini karena distribusi arus bolak-balik memiliki kemampuan untuk menilai pada tingkat unsur (atom), kimiawi, seluler, dan jaringan. Saat ini, ada tiga model komposisi tubuh yang disepakati untuk digunakan, yaitu dua (2-C), tiga (3-C), dan empat (4-C) kompartemen (Toombs et al., 2012). Dalam model ini, massa tubuh absolut diuraikan menjadi massa bebas lemak (FFM) dan lemak (FM) (Kyle et al., 2004). FFM terdiri dari tulang, air, otot, jaringan ikat, jaringan organ, dan gigi. Sementara itu, lemak dapat dikategorikan sebagai lemak esensial (misalnya lipid dalam saraf, otak, jantung, paru-paru, hati dan kelenjar susu) dan lemak non-esensial. Lemak non-esensial adalah lemak tubuh yang menyimpan kelebihan energi untuk bahan bakar selama kelaparan dan terletak di sekitar organ atau di bawah kulit.

Setelah tegangan V [volt] diperoleh setelah menginjeksikan arus bolak-balik I_{ac} [A], nilai resistansi tubuh R_{bo} [Ω] dapat diturunkan sebagai $R_{bo} = V/I_{ac}$. Nilai R_{bo} bersama dengan parameter antropometri seperti berat badan W [Kg], tinggi badan T [cm], usia Ag [tahun], dan jenis kelamin (1 untuk laki-laki, 0 untuk perempuan) dimasukkan untuk mengukur komposisi tubuh (Kyle et al., 2004). FFM dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$FFM = \frac{TBM}{0.73} \quad (2.1)$$

$$TBW = 0.372 (T^2/R_{bo}) + 3.05(Sex) + 0.142(W - 0,069(A)) \quad (2.2)$$

di mana TBW adalah total air tubuh [Kg]. Sementara itu, nilai FM massa lemak dapat dihitung sebagai:

$$FM = W - FFM \quad (2.3)$$

Selain itu, persentase lemak tubuh BF [%] juga dapat dihitung dengan:

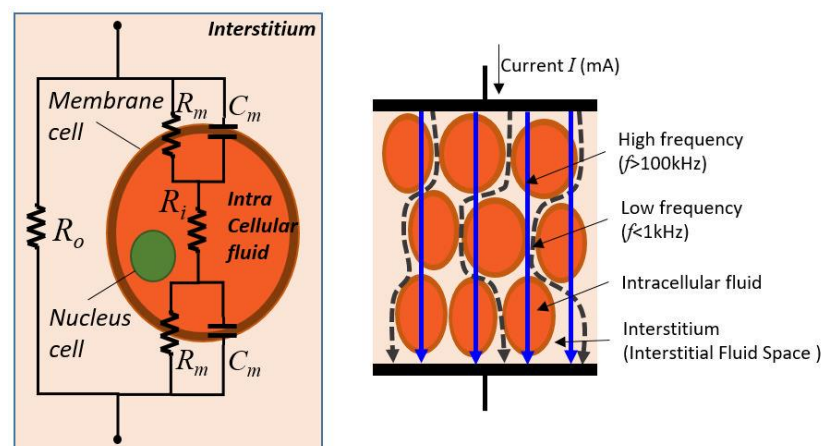
$$BF = \left(\frac{FM}{W} \right) \cdot 100\% \quad (2.4)$$

Persamaan (2.1) hingga (2.4) secara matematis dapat dihitung dengan menggunakan satu pengukuran frekuensi. Variabel-variabel ini umumnya

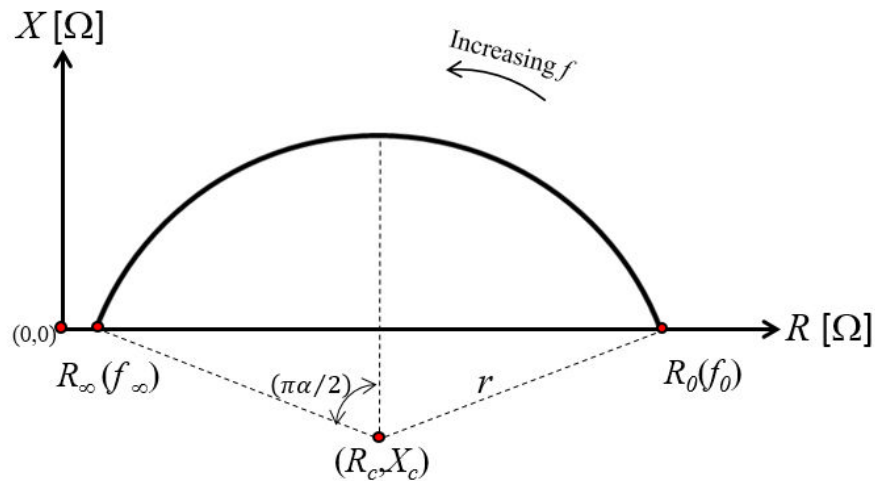
digunakan dalam metode BIA. Dalam BIS, analisis lebih lanjut dilakukan melalui pengukuran multi-frekuensi untuk menilai kompartemen ruang fluida interstisial. Seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.4, jalur arus tergantung pada frekuensi (Asami, 2002). Hal ini disebabkan karena sel membran bertindak sebagai kompartemen kapasitif pada frekuensi rendah yang membuat arus hanya mengalir di ruang cairan interstisial. Sedangkan sel membran bertindak sebagai kompartemen resistif pada frekuensi tinggi yang membuat arus dapat melalui ruang cairan intraseluler.

Pada dasarnya, resistansi ruang cairan interstisial R_0 hanya dapat dinilai pada frekuensi $f = 0$ Hz pada gambar 2.8. Namun, itu tidak mungkin karena arus pada $f = 0$ Hz tidak dapat tidak dapat menembus ke jaringan biologis pada gambar 2.7. Oleh karena itu, R_0 hanya dapat dinilai berdasarkan pendekatan dengan menggunakan metode kurva fitting. Dalam hal ini, multi-frekuensi pengukuran multi-frekuensi harus dilakukan untuk membuat metode kurva fitting.

Karena molekul air terakumulasi dalam ruang cairan interstisial, membandingkan nilai R_0 antara anggota tubuh yang terpengaruh dan yang tidak terpengaruh memungkinkan kemungkinan untuk memprediksi kondisi fisiologis. Prosedur ini dihipotesiskan sebagai metode elektrik untuk diagnostik limfedema (Fu et al., 2013).



Gambar 2.7 Rangkaian listrik yang setara dengan jaringan biologis (kiri), dan perilaku arus multi-frekuensi (kanan)



Gambar 2.8 Plot nyquist sebagai representasi model rangkaian ekuivalen konstanta waktu tunggal

G. Sifat Listrik Jaringan Biologis

Jaringan biologis dapat dianggap sebagai media dielektrik karena memiliki dengan elektromagnetik yang dapat digambarkan melalui persamaan Maxwell. Gelombang elektromagnetik eksternal yang digunakan untuk mengkarakterisasi perilaku jaringan biologis adalah medan magnet \mathbf{B} , medan listrik \mathbf{E} dan arus bolak-balik arus \mathbf{I} . Perilaku jaringan biologis disebut permeabilitas kompleks $\hat{\mu}$ sebagai respon dari magnetisasi \mathbf{B} , permitivitas kompleks $\hat{\epsilon}$ sebagai respon dari polarisasi \mathbf{E} , dan admitansi kompleks $\hat{\gamma}$ sebagai respons dari bentuk konduksi \mathbf{I} .

Nilai sifat dielektrik jaringan biologis disebabkan oleh adanya ion dan muatan terikat. Ion-ion seperti H^+ , $(\text{OH})^-$, dan elektrolit dll. Muatan terikat terdiri dari lapisan ganda listrik pada permukaan membran dan kutub molekul (misalnya protein). Nilai konduktivitas σ bervariasi karena kandungan ionic dan mobilitas ionik dalam jaringan tertentu (Pethig & Kell, 1987). Arus konduksi I_c diwakili sebagai pergerakan ion-ion di dalam jaringan (Dean et al., 2008). Sementara itu, nilai permitivitas ϵ disebabkan oleh perpindahan atau terpolarisasinya muatan terikat di bawah pengaruh medan listrik eksternal \mathbf{E} (Pethig & Kell, 1987). Arus perpindahan muatan terikat I_d berkontribusi pada variasi waktu Listrik.

Komposisi I_c dan I_d menimbulkan sifat dielektrik yang kompleks (Foster & Schwan, 1989). Permittivitas kompleks diuraikan menjadi bagian nyata dan imajiner, yaitu i.e. ε' dan ε'' masing-masing. ε' mewakili energi yang tersimpan dalam jaringan dan ε'' mewakili sebagai disipasi energi (komponen konduktivitas yang hilang) di dalam jaringan.

$$\hat{\varepsilon} = \varepsilon' + j\varepsilon'' \quad (2.5)$$

Penerimaan kompleks $\hat{\gamma}$ adalah jumlah dari konduktivitas σ' dan kerentanan σ'' . σ' adalah bagian nyata dari $\hat{\gamma}$ yang merupakan representasi dari kemudahan pergerakan ion di dalam jaringan. Sedangkan σ'' adalah bagian imajiner dari $\hat{\gamma}$ yang merupakan representasi dari kemudahan pergerakan ion berubah arah.

$$\hat{\gamma} = \sigma' + j\sigma'' \quad (2.6)$$

Mekanisme berbagai kompartemen jaringan biologis di bawah 10 GHz dengan medan listrik rendah sekitar 1V/cm dilanjutkan oleh Schwann (SCHWAN, 1957; Schwan, 1994). Ini mekanisme ini telah merespons dispersi varians dari permittivitas dan nilai konduktivitas jaringan biologis. Ada tiga kategori dispersi yaitu disebut sebagai dispersi α dan γ . Dispersi α - terjadi pada kisaran 1 Hz hingga 1 kHz dan karena penerimaan permukaan (Grimnes & Martinsen, 2010; SCHWAN, 1957). Dispersi β - sangat dipengaruhi oleh struktur seluler yang mencerminkan membran sel (Foster & Schwan, 1989; SCHWAN, 1957). Dispersi γ - terjadi pada rentang 1kHz hingga 10 MHz. Dispersi β - karena air yang terikat protein yang terjadi dari 100 MHz hingga beberapa GHz (SCHWAN, 1957).

Dalam analisis fisiologis, sifat dielektrik dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti kadar air, suhu, usia dan kondisi penyakit (Pethig & Kell, 1987; Rossmann & Haemmerich, 2014; Singh & Saha, 1984). Selain itu, konstanta dielektrik memiliki hubungan yang kuat dengan kadar air dalam edema (Kao et al., 1999). Itu permittivitas efektif merupakan gabungan dari permittivitas kompleks di dalam jaringan yang terdiri dari jaringan yang berbeda. Komposisi

molekul air (75%), protein (15%) dan asam amino (10%) berkontribusi terhadap nilai permitivitas efektif jaringan (Pethig & Kell, 1987).

Untuk mengkarakterisasi sifat dielektrik jaringan yang kompleks, salah satunya pendekatannya adalah dengan menganalisis kompartemen penghantar listrik. Perilaku mobilitas ionik dan entitas terpolarisasi dalam jaringan bervariasi dengan frekuensi f dari medan listrik eksternal \mathbf{E} , sehingga permitivitas kompleks $\hat{\epsilon}$ sebagai fungsi frekuensi f dapat dinotasikan berdasarkan model relaksasi Debye sebagai (Foster & Schwan, 1989; Pethig & Kell, 1987):

$$\hat{\epsilon} = \epsilon' + j\epsilon'' = \epsilon_{\infty} + \frac{\epsilon_s - \epsilon_{\infty}}{1 + j(2\pi f)\tau} \quad (2.7)$$

di mana ϵ_s adalah permitivitas statis pada frekuensi terendah di mana polarisasi muatan terikat maksimal, ϵ_{∞} adalah permitivitas pada frekuensi tertinggi di mana polarisasi muatan terikat tidak dapat merespons dan τ adalah waktu relaksasi. Bagian nyata dari permitivitas kompleks ϵ' dapat dinyatakan sebagai:

$$\epsilon' = \epsilon_{\infty} + \frac{\epsilon_s - \epsilon_{\infty}}{1 + (2\pi f\tau)^2} \quad (2.8)$$

Sementara itu, bagian imajiner dari permitivitas kompleks ϵ'' dapat dilambangkan sebagai:

$$\epsilon'' = \frac{\sigma'}{(2\pi f)\epsilon_0} = \frac{(\epsilon_s - \epsilon_{\infty})2\pi f\tau}{1 + (2\pi f\tau)^2} \quad (2.9)$$

Bagian imajiner dari permitivitas kompleks ϵ'' atau kerugian dielektrik mencapai nilai maksimum pada frekuensi karakteristik f_c yang membuat $\tau = \frac{1}{(2\pi f_c)}$. Nilai maksimum dari ϵ'' dan σ'' sesuai dengan frekuensi karakteristik f_c .

Sesuai dengan model relaksasi Debye, bagian nyata dari kompleksitas konduktivitas σ' juga dapat ditentukan:

$$\sigma' = \frac{(\epsilon_s - \epsilon_{\infty})(2\pi f)^2\tau\epsilon_0}{1 + (2\pi f\tau)^2} = \frac{(\sigma_{\infty} - \sigma_s)(2\pi f\tau)^2}{1 + (2\pi f\tau)^2} \quad (2.10)$$

Jaringan biologis dicirikan oleh beberapa proses relaksasi. Model relaksasi Debye pada persamaan (2.7) dimodifikasi untuk menyelesaikan kompleksitas model relaksasi yang berbeda menjadi model relaksasi Cole-Cole (Cole & Cole, 1941):

$$\hat{\epsilon} = \epsilon_{\infty} + \frac{\epsilon_s - \epsilon_{\infty}}{1 + (j2\pi f\tau)^{1-\alpha}} \quad (2.11)$$

α adalah unit tanpa dimensi dan mewakili perluasan dispersi dalam multi-frekuensi. Dalam kasus pengukuran aktual, spektrum impedansi kompleks Z dapat dijelaskan menurut persamaan (2.11) menjadi sebagai berikut (Cole & Cole, 1941):

$$Z_f = R_{\infty} + \frac{R_0 - R_{\infty}}{1 + (j2\pi f\tau)^{1-\alpha}} \quad (2.12)$$

di mana adalah bagian nyata dari impedansi Z pada frekuensi tak terbatas f_{∞} . R_0 adalah bagian nyata dari impedansi Z pada frekuensi nol f_0 .

Persamaan (2.10) memberi tahu kita hubungan yang saling terkait antara permitivitas dan konduktivitas jaringan yang tidak dapat bervariasi secara independen. Untuk satu relaksasi waktu seperti yang dinyatakan dalam persamaan (2.12), fakta ini diformulasikan oleh hubungan Kramers-Kronig. Beberapa penelitian telah dilaporkan untuk memprediksi parameter Cole-Cole seperti metode fitting kuadrat terkecil kompleks (J. R. Macdonald, 1992), dan metode kuadrat terkecil nonlinier (Kun & Peura, 1999). Sementara itu, Kell dan Bishop telah menunjukkan kelayakan ANN untuk memprediksi data dielektrik data dielektrik (Bishop, 1995; Kell & Davey, 1992). Untuk menyesuaikan kurva impedansi, semua teknik kurva fitting mengasumsikan bahwa antara impedansi Z_{real} nyata dan impedansi Z_{imag} imajiner dapat ditransformasikan seperti yang dikenal sebagai Hubungan Kramers-Kronig. Berdasarkan hubungan Kramers-Kronig, persamaan (2.12) harus dimodifikasi berdasarkan persamaan (2.13). Modifikasi ini memprediksi bagian nyata impedansi R' dan impedansi bagian imajiner X' dari persamaan (2.12) seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2.14) dan (2.15) (Esteban & Orazem, 1991; D. D. Macdonald, 1990; Schwan, n.d.)).

$$\begin{aligned}
e^{j\beta\pi/2} &= \cos(\beta\pi/2) + j \sin(\beta\pi/2) \\
&= \left(e^{j\pi/2}\right)^\beta \\
&= (j)^\beta
\end{aligned} \tag{2.13}$$

$$R'(f) = R_\infty + \left(\frac{(R_0 - R_\infty) \cdot (1 + (2\pi f\tau)^\beta \cos(\beta\pi/2))}{1 + 2(2\pi f\tau)^\beta \cos(\beta\pi/2) + (2\pi f\tau)^{2\beta}}\right) \tag{2.14}$$

$$X'(f) = -j \left(\frac{(R_0 - R_\infty)(2\pi f\tau)^\beta \sin(\beta\pi/2)}{1 + 2(2\pi f\tau)^\beta \cos(\beta\pi/2) + (2\pi f\tau)^{2\beta}}\right) \tag{2.15}$$

di mana $\beta = 1 - \alpha$.

Karena spektrum bio-impedansi umum dapat diasumsikan sebagai setengah lingkaran sempurna dengan jari-jari r dan titik pusatnya adalah (R_0, X_0) , maka semua titik yang diukur (R_i, X_i) $i = 1, \dots, n$ dalam diagram Argand harus mengikuti persamaan lingkaran umum:

$$(R_i - R_0)^2 + (X_i - X_0)^2 = r^2 \tag{2.16}$$

Dalam teknik circle fitting, abstain dari R_0, X_0 dan r dapat ditemukan dengan menelusuri dari n pasangan pengukuran dengan modifikasi persamaan (2.16) menjadi (Coope, 1993):

$$\begin{bmatrix} R_1 & X_1 & 1 \\ R_2 & X_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ R_n & X_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1^2 + X_1^2 \\ R_2^2 + X_2^2 \\ \vdots \\ R_n^2 + X_n^2 \end{bmatrix} \rightarrow AB = C \tag{2.17}$$

Dimana $a = -2R_c$, $b = -2X_c$, dan $c = R_c^2 + X_c^2 - r^2$.

Kemudian, matriks B dapat diselesaikan dengan

$$B = A^{-1}C \tag{2.18}$$

Mempertimbangkan gambar 2.5, R_0 and R_∞ dapat ditemukan dengan menggunakan hubungan $\phi = \pi\alpha/2$. Sementara itu, frekuensi karakteristik f_c dapat ditemukan dengan mencari titik terdekat R_i yang hampir sama dengan R_0 .

Dalam pengukuran aktual, sifat dielektrik bulk jaringan ditentukan oleh jalur aliran arus pada kapasitor pelat paralel yang memiliki elektroda

berpenampang A dan digeser dengan jarak d . Elektroda menginduksi arus bolak-balik kecil I , sedangkan elektroda lainnya mengukur tegangan yang diinduksikan V dan menghitung sudut fasa θ . Kemudian, sifat dielektrik dikarakterisasi sebagai kapasitansi C dan konduktansi G yang dapat diturunkan sebagai berikut:

$$C = \frac{\varepsilon' \varepsilon_0 A}{d} \quad (2.19)$$

$$G = \frac{\sigma' A}{d} \quad (2.20)$$

di mana $\varepsilon_0 = 8,854 \times 10^{-12}$ F/m adalah permitivitas ruang hampa. Dengan menggunakan pengukuran pelat paralel, sifat dielektrik dapat diekstraksi sebagai hubungan berikut dalam tabel 2.1.

Tabel 2.1 Daftar persamaan sifat listrik

Sifat Listrik	Persamaan
Penerimaan kompleks \hat{y}	$\hat{y} = \frac{1}{Z} = \frac{1}{R_p} + j(2\pi f)C_p$ and $ \hat{y} = \frac{1}{ Z } = \frac{I}{V} = \frac{1}{(\sqrt{R^2+X^2})} = \sqrt{G^2 + B^2}$
Permittivitas relatif yang kompleks $\hat{\epsilon}_r$	$\hat{\epsilon}_r = \epsilon_r' + \epsilon_r'' = \frac{\hat{y}}{j(2\pi f)C_0}$
Permittivitas relatif ϵ_r'	$\epsilon_r' = \frac{C_p}{C_0}$
Faktor kerugian ϵ_r''	$\epsilon_r'' = \frac{1}{j(2\pi f)C_0}$
Konduktivitas σ'	$\sigma' = \frac{\epsilon_0}{R_p C_e}$
Faktor disipasi $\tan \delta$	$\tan \delta = \frac{\epsilon_r''}{\epsilon_r'}$
Resistansi paralel R_p	$R_p = \frac{1}{G} = \frac{1}{ \hat{y} \cos \varphi}$
Kapasitansi paralel C_p	$C_p = \frac{B}{2\pi f}$
Konduktansi G	$G = \hat{y} \cos \varphi$
Kerentanan B	$B = \hat{y} \sin \varphi$
Resistansi R	$R = Z \cos \theta$
Reaktansi X	$X = Z \sin \theta$

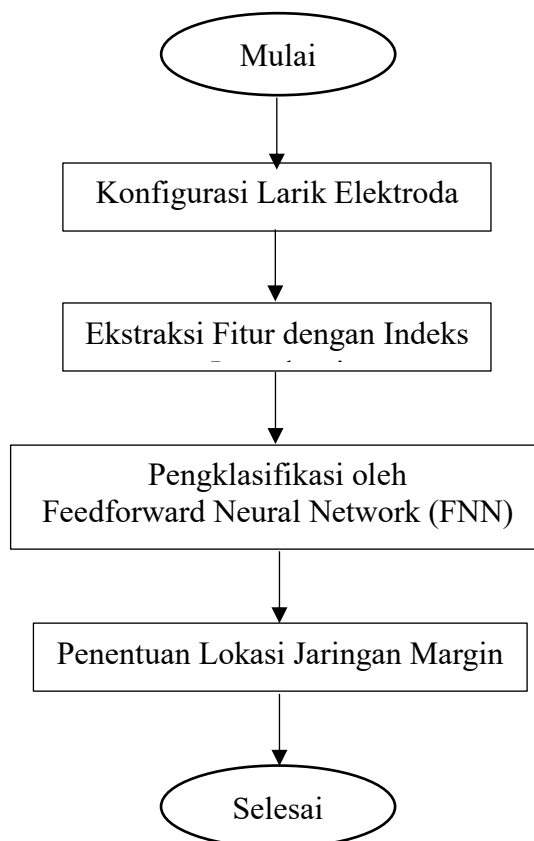
di mana $\theta = -\phi$ adalah sudut fasa, dan C_e adalah kapasitansi medium udara. Perlu dicatat bahwa nilai impedansi \hat{Z} terkait dengan fenomena model seri di antara konduksi mobilitas ion dan polarisasi listrik, sedangkan nilai admitansi \hat{y} adalah model paralel. Oleh karena itu, R bukanlah kebalikan dari G , dan X juga bukan kebalikan dari B (Martinsen et al., 2002).

BAB III

METODE PENELITIAN

Metode penelitian adalah cara ilmiah yang digunakan untuk mendapatkan data dengan tujuan tertentu. Untuk hasil data yang didapatkan dengan metode ilmiah harus dapat memenuhi syarat ilmu pengetahuan sehingga dapat dipertanggungjawabkan kebenarannya. Dalam penelitian yang dilakukan penulis, penulis menggunakan metode konfigurasi larik elektroda, ekstraksi fitur dengan indeks, pengklasifikasian oleh FNN, penentuan batas lokasi jaringan.

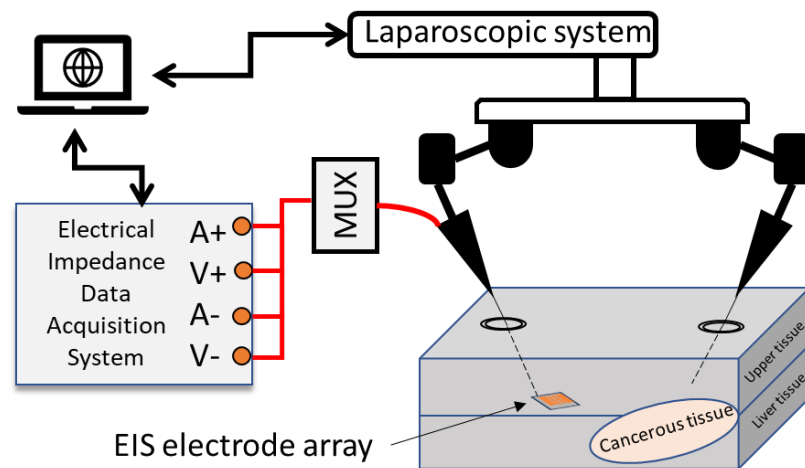
Flowchart alur penelitian yang memuat tahapan-tahapan terstruktur dan sistematis dibutuhkan dalam sebuah penelitian agar mudah dipahami dan dapat menjadi pedoman dalam proses penelitian. Oleh karenanya *flowchart* alur penelitian telah disajikan pada gambar 3.1.



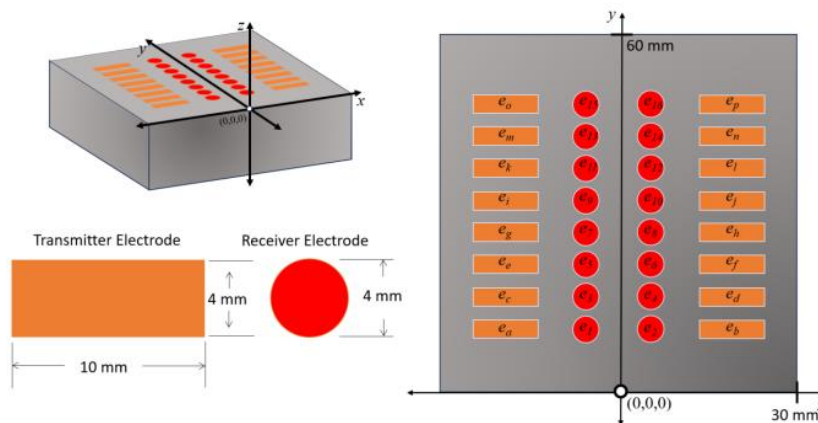
Gambar 3.1 *Flowchart* penelitian

A. Konfigurasi Larik Elektroda

Prosedur konsep untuk deteksi jaringan margin pada LLR berdasarkan EIS dan posisi susunan elektroda EIS pada probe laparoskopik ditunjukkan gambar 3.2. Susunan elektroda dipasang pada salah satu probe laparoskopik dan sistem akuisisi data impedansi listrik. Data impedansi dari EIS dikumpulkan pada dua frekuensi yang berbeda (frekuensi rendah lf dan frekuensi tinggi hf) yang dipilih sesuai dengan perilaku relaksasi antara jaringan normal dan jaringan kanker. Indeks impedansi dari data impedansi ini kemudian digunakan dalam FNN untuk menentukan orientasi jaringan margin relatif terhadap arah susunan elektroda. Orientasi jaringan margin dapat tegak lurus, searah, atau diagonal relatif terhadap arah susunan elektroda. Jika orientasi jaringan margin adalah 'searah', maka lokasi jaringan margin dideteksi dengan menggunakan metode titik belok. Jika tidak, susunan elektroda harus diputar sampai hasil FNN 'searah'.



Gambar 3.2 Prosedur konsep deteksi jaringan margin berdasarkan spektroskopi impedansi listrik



Gambar 3.3 Desain yang diusulkan untuk konfigurasi susunan elektroda spektroskopi impedansi listrik

Konfigurasi larik elektroda EIS yang diusulkan dalam penelitian ini digambarkan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.3, yang telah disebutkan pada Gambar 3.2. Dimensi susunan elektroda dibatasi oleh ukuran yang diizinkan untuk probe laparoskopik selama operasi intraoperatif. Ruang di antara elektroda juga dirancang agar sama dengan dimensi masing-masing elektroda untuk menghindari arus permukaan karena ruang yang sempit di antara elektroda yang berdekatan. Desain susunan elektroda dibuat dalam susunan vertikal untuk menentukan lokasi jaringan margin secara searah dengan susunan elektroda.

Susunan elektroda terdiri dari empat kolom dan delapan baris, dengan 16 pasangan elektroda untuk setiap injeksi arus dan pengukuran tegangan. Bentuk elektroda injeksi arus relatif lebih besar daripada pengukuran tegangan untuk meningkatkan kerapatan arus di antara pasangan elektroda injeksi arus, sehingga meningkatkan sensitivitas pengukuran tegangan. Pengukuran scanning pertama adalah pasangan elektroda $e_a - e_b$ sebagai injeksi arus dan $e_1 - e_2$ sampai $e_{15} - e_{16}$ sebagai pengukuran tegangan. Secara keseluruhan, ada 64 nomor pengukuran impedansi.

B. Ekstraksi Fitur dengan Indeks Impedansi

Untuk meminimalisir pelatihan data yang tidak perlu pada FNN, penelitian ini mengimplementasikan dua indeks impedansi sebagai ekstraksi fitur data, yaitu magnitude index MIX, real part index RIX, dan imaginary part index IMIX seperti yang diusulkan oleh Ibrahim dkk. (Ibrahim et al., 2023). Mengingat klasifikasi sumber perubahan konduktivitas merupakan analisis domain waktu. Dengan demikian, kedua indeks impedansi dalam analisis domain waktu adalah sebagai persamaan berikut:

$$MIX = \frac{\dot{Z}_t - \dot{Z}_{t_0}}{\dot{Z}_{t_0}} \quad (3.1)$$

$$RIX = \frac{\dot{R}_t - \dot{R}_{t_0}}{\dot{R}_{t_0}} \quad (3.2)$$

$$IMIX = \frac{\dot{X}_t - X_{t_0}}{\dot{X}_{t_0}} \quad (3.3)$$

Dimana,

$$\dot{Z} = \frac{\text{abs}(Z_{lf})}{\text{abs}(Z_{hf})} \quad (3.4)$$

$$\dot{R} = \frac{\text{re}(Z_{lf})}{\text{abs}(Z_{hf})} \quad (3.5)$$

$$\dot{X} = \frac{\text{im}(Z_{lf})}{\text{abs}(Z_{hf})} \quad (3.6)$$

t adalah sembarang waktu setelah waktu referensi t_0 , $\text{abs}(Z)$ adalah besaran (modulus) impedansi listrik kompleks, $\text{re}(Z)$ adalah bagian riil dari impedansi listrik kompleks ($\text{re}(Z) = \text{abs}(Z) * \cos[\arg(Z)]$), dan $\text{im}(Z)$ adalah bagian imajiner dari impedansi listrik kompleks ($\text{im}(Z) = \text{abs}(Z) * \sin[(\arg(Z))]$).

Profil matriks ini tidak mengasumsikan model jaringan apa pun dan hanya didasarkan pada aspek fundamental fisik dari perilaku impedansi listrik dalam rentang frekuensi yang dipilih (Nicander et al., 1995), (Ramos & Bertemes-Filho, 2011). Dengan demikian, keakuratan persamaan (3.1) hingga (3.3) bergantung pada pemilihan frekuensi yang lebih rendah lf dan frekuensi yang lebih tinggi hf .

C. Pengklasifikasi oleh Feedforward Neural Network (FNN)

Data impedansi dipengaruhi secara nonlinier oleh lokasi dan orientasi jaringan margin relatif terhadap susunan elektroda. Baik orientasi maupun lokasi jaringan margin merupakan sumber perubahan impedansi dalam pengukuran EIS. Untuk menentukan lokasi jaringan margin secara akurat, orientasi jaringan margin harus ditentukan terlebih dahulu. Untuk menentukan lokasi dan orientasi jaringan margin, pencitraan distribusi konduktivitas dapat digunakan, seperti yang ditunjukkan oleh metode Electrical Impedance Tomography (EIT) (Rifai et al., 2023). Namun, protokol pengukuran harus rumit untuk mendapatkan gambar yang akurat, sehingga menyebabkan rangkaian impedansi listrik yang kompleks yang tidak cocok untuk sistem laparoskop.

Dalam penelitian ini, orientasi jaringan margin diklasifikasikan menggunakan Feedforward Neural Network (FNN). Pengklasifikasi yang dilatih dari FNN adalah lapisan jaringan saraf yang terhubung penuh dan koneksi dari input jaringan ke setiap lapisan berikutnya dari lapisan sebelumnya, atau disebut juga dengan multi-layer perceptron (MLP). Struktur FNN dengan satu lapisan tersembunyi dengan 100 neuron, dua indeks impedansi sebagai input data pada lapisan input, dan data tiga label sebagai output data pada lapisan output. Struktur FNN $(\xi \times h) + (h \times o)$ yang terhubung penuh ini memiliki jumlah total koneksi bobot, di mana $\xi = \{1, \dots, E\}$ adalah input data pada lapisan input, $h = \{1, \dots, H\}$ adalah neuron pada lapisan tersembunyi, dan $o = \{1, \dots, O\}$ adalah jumlah output data pada lapisan output. Koneksi bobot digunakan untuk melakukan komputasi. Langkah-langkah komputasi dari jaringan satu lapisan tersembunyi FNN untuk sampel ke- n dalam dataset pelatihan adalah sebagai berikut:

1) Langkah pertama adalah menjumlahkan bobot di lapisan tersembunyi:

$$S_h^n = \sum_1^H w_{h\xi} \alpha_\xi + \beta_\xi \quad (3.7)$$

di mana α_ξ adalah data input (yang merupakan indeks impedansi), $w_{h\xi}$ adalah vektor bobot yang menghubungkan neuron input ξ th dan neuron lapisan tersembunyi h th, dan β_ξ adalah istilah bias variabel input,

- 2) Langkah kedua adalah memasukkan penjumlahan dari komputasi NN langkah pertama ke output neuron dengan menggunakan fungsi aktivasi rectified linear unit (ReLU) f_h :

$$f_h(S_h^n) = \begin{cases} S_h^n, & S_h^n > 0 \\ 0, & S_h^n \leq 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

di mana S_h^n adalah jumlah bobot,

- 3) Langkah terakhir adalah menghitung neuron keluaran:

$$y_o^n = \sum_1^H \tilde{w}_{ho} f_h + \beta_h \quad (3.9)$$

dimana y_o^n adalah output dari neuron lapisan tersembunyi h th, \tilde{w}_{ho} adalah bobot antara variabel output y_o^n dan neuron lapisan tersembunyi h th, β_h adalah istilah bias variabel output, n adalah jumlah sampel yang merupakan F (jumlah pasangan frekuensi dari frekuensi rendah lf dan frekuensi tinggi hf) dikalikan t (jumlah pengukuran impedansi dalam domain waktu), $F = \{1, \dots, \Gamma\}$ dan $t = \{1, \dots, T\}$

Untuk mendapatkan pengklasifikasi, proses pelatihan berdasarkan pembelajaran terawasi menggunakan proses tuning untuk mengontrol parameter bobot ($w_{h\xi}$ dan \tilde{w}_{ho}) dan bias (β_ξ dan β_h) berdasarkan tingkat kesalahan yang meminimalkan tingkat kesalahan, baik kesalahan klasifikasi maupun kesalahan aproksimasi.

D. Penentuan Lokasi Jaringan Margin

Lokasi jaringan margin ditentukan dengan mendeteksi titik belok dari indeks impedansi pada Persamaan (3.1) hingga (3.3) yang diperoleh dari semua pasangan pengukuran tegangan pada pasangan injeksi arusnya. Misalkan indeks impedansi sebagai fungsi $f: [a, b] \rightarrow R, f \in C^{(n)}, n \geq 2$, yang cembung untuk $x \in [a, p]$ dan cekung untuk $x \in [p, b]$, p adalah titik belok unik dari f di $[a, b]$. $x \in [a, b]$ adalah pasangan pengukuran tegangan, di mana a dan b adalah

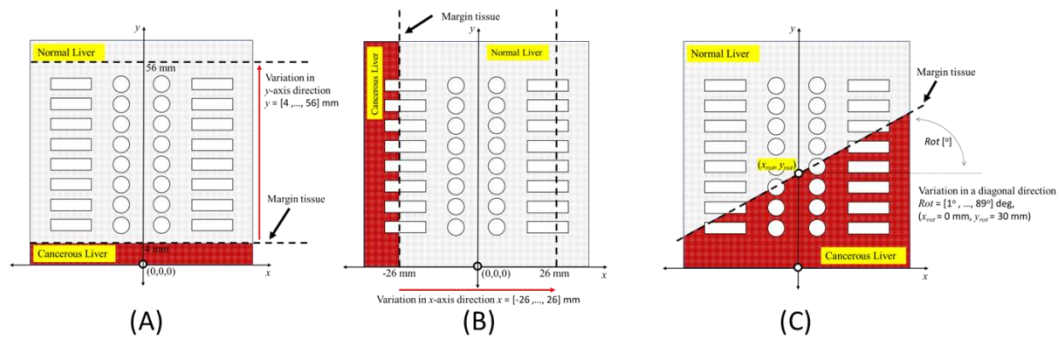
pasangan elektroda $e_1 - e_2$ dan $e_7 - e_8$. Dalam penelitian ini, $f(x)$ adalah varians indeks impedansi pada x . Titik belok pada $x = p$ akan diperoleh setelah turunan kedua dari $f''(x) < 0$ pada sisi cembung, $f''(x) > 0$ pada sisi lainnya, dan $f''(p)$ adalah 0 atau tidak ada.

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

A. Masalah ke Depan

Gambar 4.1 menunjukkan geometri model hati dengan elektroda EIS dalam kondisi jaringan kanker hati. Impedansi kontak pada setiap elektroda adalah $Z_c = 50$. Sementara itu, sifat kelistrikan dari jaringan normal dan kanker hati dirujuk pada literatur (Yamamoto et al., 1986), (D. Andreuccetti, R. Fossi, 1997). Pemilihan dua frekuensi lf dan hf ditentukan di mana spektrum jaringan kanker memiliki nilai yang berbeda dari jaringan normal; lihat Tabel 4.1 (Haemmerich et al., 2009), (H. Wang et al., 2014).



Gambar 4.1 Konfigurasi susunan elektroda dari model depan bersama dengan geometri model hati dengan jaringan kanker dari sudut pandang sumbu xy

Tabel 4.1 Perbandingan sifat listrik antara jaringan hati normal dan kanker

Frekuensi f [kHz]	Konduktivitas s [S/m]		Permitivitas relatif ϵ_r [-]	
	Jaringan Normal	Jaringan Kanker	Jaringan Normal	Jaringan Kanker
1	0.1	0.28	127581	127581
10	0.11	0.30	49957	49957
100	0.17	0.35	11064	11064
1000	0.3	0.44	1859	1859

Untuk menghasilkan pelatihan dataset, kami memecahkan masalah maju dengan menggunakan simulasi metode elemen hingga (FEM) dari potensial listrik $\phi(\mathbf{r})$ di dalam subdomain W ketika arus melintasi permukaan hati di batas $\partial\Omega$ diterapkan pada setiap elektroda injeksi arus I (Somersalo et al., 1992).

$$\nabla \cdot (\gamma(\mathbf{r})) \nabla \phi(\mathbf{r}) = 0, \quad \mathbf{r} \in \Omega \quad (4.1)$$

$$\phi(\mathbf{r}) + Z_c \gamma(\mathbf{r}) \frac{\partial \phi(\mathbf{r})}{\partial \mathbf{n}} = U_l, \quad \mathbf{r} \in e_l, \quad l = \{1, \dots, L\} \quad (4.2)$$

$$\int_{e_l} \gamma(\mathbf{r}) \frac{\partial \phi(\mathbf{r})}{\partial \mathbf{n}} dS = I, \quad \mathbf{r} \in \partial\Omega \quad (4.3)$$

$$\gamma(\mathbf{r}) \frac{\partial \phi(\mathbf{r})}{\partial \mathbf{n}} = 0, \quad \mathbf{r} \in \partial\Omega \setminus \bigcup_{l=1}^L e_l \quad (4.4)$$

di mana, $\gamma := \sigma + 2\pi f \varepsilon \in \mathbb{C} [\text{S m}^{-1}]$ adalah properti admitansi non-homogen jaringan hati, σ dan ε adalah konduktivitas [S/m] dan permitivitas absolut [F/m] masing-masing di W pada frekuensi f , $\phi(\mathbf{r}) \in \mathbb{C} [\text{V}]$ adalah distribusi potensial listrik, dan $\mathbf{r} := (x, y, z)$ adalah sistem koordinat dalam subdomain W . Nomor elektroda, panjang, tegangan, arus, dan impedansi kontak dari elektroda ke- l diwakili oleh L , dS , U_l , I dan Z_c , masing-masing. Perbandingan konduktivitas $\sigma(\mathbf{r})$ dan permitivitas relatif $\varepsilon_r(\mathbf{r})$ dari setiap lapisan ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Mesh tetrahedral 3D digunakan untuk mendiskritisasi masalah ke depan dan menyelesaikannya menggunakan FEM dengan elektroda yang ditentukan oleh permukaan dalam mesh 3D (Vauhkonen et al., 1999). Prosedur ini diulangi untuk setiap pasangan elektroda injeksi arus dan pengukuran tegangan, pada frekuensi yang berbeda. Proses meshing dilakukan melalui perangkat lunak sumber terbuka untuk rekonstruksi gambar dalam tomografi impedansi listrik dan tomografi optik difus (EIDORS) di Matlab (Adler & Lionheart, 2006).

B. Pelatihan Dataset

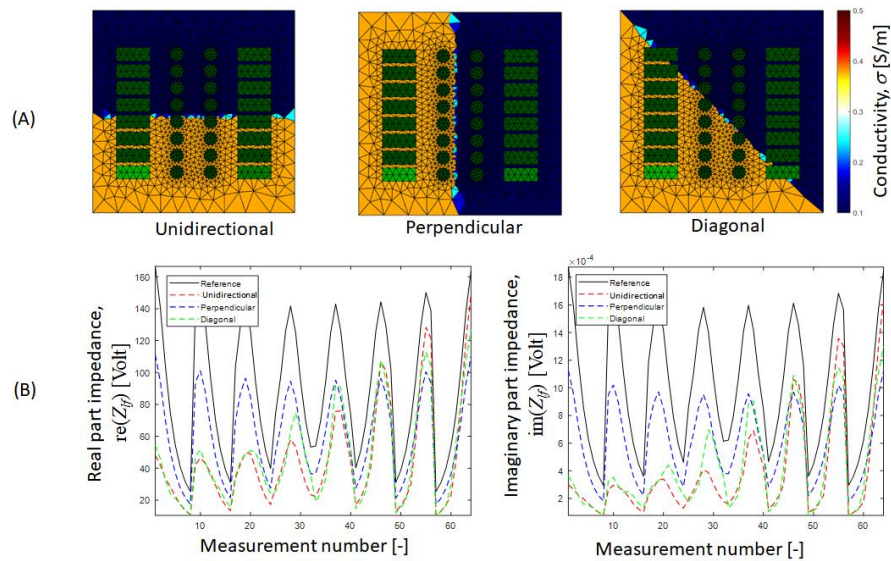
1. Variasi nilai konduktivitas

Variasi nilai konduktivitas jaringan normal hati dipilih pada frekuensi $lf = 1$ kHz dan $hf = 100$ kHz sesuai dengan literatur, yaitu $slf = 0.1$ S/m dan $shf = 0.2$ S/m (Haemmerich et al., 2009; H. Wang et al., 2014).

Sedangkan nilai konduktivitas jaringan kanker hati didefinisikan sekitar empat kali lebih tinggi dari jaringan normal (Haemmerich et al., 2009; H. Wang et al., 2014). Pada rentang frekuensi ini, gradien konduktivitas jaringan normal hati dan jaringan kanker sangat berbeda, yang mengarah pada kemungkinan besar penentuan dengan pengukuran impedansi.

2. Variasi orientasi jaringan margin

Gambar 4.2 menunjukkan variasi orientasi jaringan margin relatif terhadap arah konfigurasi susunan elektroda. Ada tiga orientasi yang berbeda: searah, tegak lurus, dan diagonal. Setiap variasi dibagi menjadi dua wilayah jaringan, yaitu jaringan normal hati dan jaringan kanker. Pada setiap variasi searah, jaringan margin memiliki variasi pada arah sumbu y dengan 400 lokasi perbedaan dari $y = 4$ mm hingga 56 mm. Posisi berdekatan antara jaringan normal hati dan kanker juga bervariasi dan terletak di atas - bawah atau bawah - atas (Gambar 4.12a). Selain itu, untuk mempertimbangkan kondisi kebisingan dalam praktik nyata untuk setiap pengukuran, setiap pengukuran dimodifikasi dengan menambahkan perbedaan rasio sinyal-ke-noise. $SNR = [50, 60, 70, 80, 90]$ db. Akibatnya, orientasi searah memiliki 800 titik data variasi. Kasus orientasi tegak lurus (lihat Gambar 4.1.b) juga mirip dengan variasi searah, yang memiliki 800 titik data variasi dan memiliki variasi pada arah sumbu x dengan 400 lokasi perbedaan dari $x = -26$ mm hingga 26 mm.



Gambar 4. 2 Perbandingan bagian nyata dan bagian imajiner dari impedansi pada variasi referensi, searah, tegak lurus, dan diagonal dari jaringan margin pada kasus frekuensi $f = 1$ kHz dan SNR = 90 db.

Tabel 4.2 Kondisi simulasi numerik.

Nomor Kasus	Variasi posisi/orientasi jaringan margin		Frekuensi	SNR	Label
1 - 800	Unidirectional	$y = [4, \dots, 56]$ mm	$f_f = 1$ kHz & $h_f = 100$ kHz z	[50, 60, 70, 80, 90] db	Unidirectional
801 - 1600	Perpendicular	$x = [-26, \dots, 26]$ mm			Perpendicular
1601 - 2400	Diagonal	$Rot = [2^\circ, \dots, 88^\circ]$, $x_{rot} = 0, y_{rot} = [15, \dots, 45]$ mm			Diagonal

Sementara itu, dalam kasus orientasi diagonal (lihat Gambar 3.c), memiliki variasi dalam hal variasi sumbu y dan variasi rotasi. Dalam hal variasi sumbu y, titik pusat jaringan margin (x_{rot}, y_{rot}) divariasikan dengan 20 lokasi yang berbeda dari $y = 15$ mm hingga 45 mm. Dalam hal variasi rotasi, jaringan margin dirotasi dari $Rot = [2^\circ, \dots, 88^\circ]$ dengan 20 rotasi yang berbeda. Posisi berdekatan dari jaringan hati normal dan kanker pada variasi diagonal juga divariasikan, yaitu terletak di atas - bawah atau bawah - atas. Dengan demikian, variasi diagonal memiliki 800 titik data variasi.

Gambar 4.2 menunjukkan bagian nyata dan bagian imajiner dari impedansi pada variasi jaringan margin yang searah, tegak lurus, dan diagonal pada kasus frekuensi $f = 1$ kHz dan SNR = 90 db. Jaringan kanker dan jaringan normal hati dapat dideteksi oleh pengukuran EIS dengan mengacu pada tegangan referensi yang diukur. Perbedaan orientasi jaringan margin mempengaruhi amplitudo pada pasangan nomor pengukuran yang berbeda. Namun demikian, bukan hal yang sepele untuk menentukan lokasi jaringan margin berdasarkan perbandingan impedansi terukur, baik dari segi impedansi bagian nyata maupun imajiner.

3. Pelabelan

Pelabelan diperlukan dalam pelatihan dataset FNN, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.2. Label dibagi menjadi tiga kategori, yaitu searah, tegak lurus, dan diagonal. Setiap hasil pengukuran impedansi dari variasi data searah, tegak lurus, dan diagonal diberi label sebagai "searah", "tegak lurus", dan "diagonal" secara berurutan.

C. Kerangka Kerja Jaringan Syaraf Tiruan Feedforward

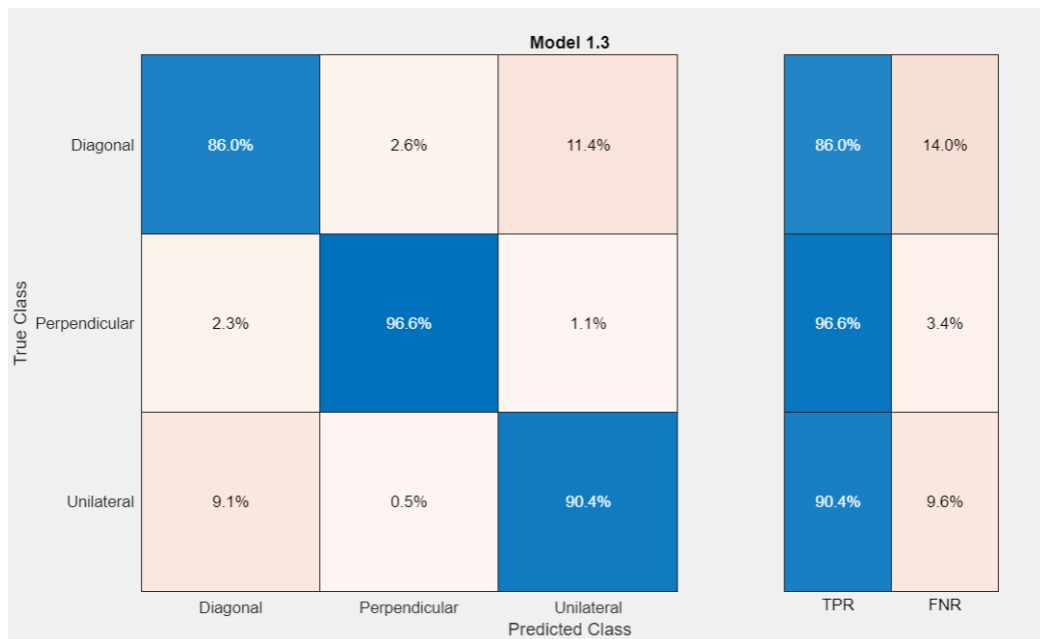
FNN dalam penelitian ini digunakan sebagai pembelajar klasifikasi terawasi untuk mengklasifikasikan orientasi jaringan margin sebelum penentuan lokasi jaringan margin. FNN diimplementasikan dengan menggunakan Matlab Machine Learning and Deep Learning Toolbox (Mathworks, Natick, MA, Amerika Serikat) pada sebuah laptop dengan CPU AMD Ryzen 7 PRO 4750U @1.7 GHz. Akurasi validasi Acc [%] dengan k-fold = 5 dinyatakan sebagai berikut:

$$Acc = \frac{T_{predict}}{T_{samples}} \times 100 \quad (4.5)$$

di mana, $T_{predict}$ adalah jumlah prediksi yang benar dan $T_{samples}$ adalah jumlah total sampel yang digunakan dalam pelatihan data.

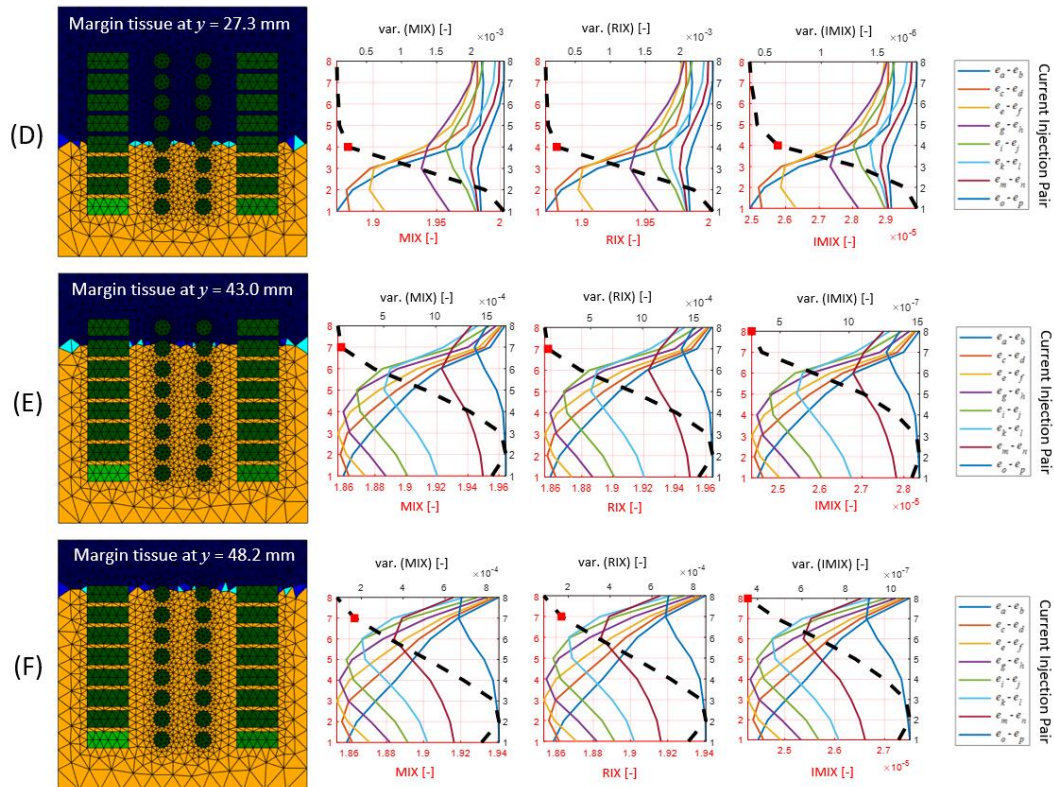
D. Klasifikasi Variasi Orientasi Jaringan Margin

Gambar 4.3 menunjukkan kinerja FNN untuk mengklasifikasikan orientasi jaringan margin. Nilai true positive rate (TPR) menunjukkan rasio jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan jumlah prediksi benar yang diinginkan. Sementara itu, false negative rate (FNR) menunjukkan rasio jumlah negatif palsu terhadap jumlah total positif yang sebenarnya. Model FNN terbaik harus memberikan TPR setinggi mungkin dan FNR serendah mungkin. Dalam penelitian kami, model FNN memberikan nilai TPR sebesar 86,0%, 96,6%, dan 90,4% untuk diagonal, tegak lurus, dan searah. Sementara itu, nilai FNR adalah 14,0%, 3,4%, dan 9,6% untuk diagonal, tegak lurus, dan searah.



Gambar 4.3 Matriks konfusi akurasi model FNN untuk klasifikasi orientasi jaringan margin

E. Penentuan Lokasi Jaringan Margin



Gambar 4.4 Perbandingan indeks impedansi berdasarkan MIX, RIX, dan IMIX pada lokasi jaringan margin yang berbeda dengan orientasi searah. Lokasi jaringan margin ditunjukkan sebagai tanda kotak merah pada garis hitam putus-putus

Gambar 4.4 menunjukkan perbandingan indeks impedansi berdasarkan MIX, RIX, dan IMIX pada lokasi jaringan margin yang berbeda dengan orientasi searah. Variasi setiap indeks impedansi ditunjukkan untuk memprediksi lokasi jaringan margin (lihat tanda kotak merah pada garis hitam putus-putus). Sumbu y pada grafik MIX, RIX, dan IMIX menunjukkan jumlah pasangan injeksi arus. Pasangan injeksi arus pertama adalah $e_a - e_b$, dan yang terakhir adalah $e_o - e_p$. Lokasi jaringan margin dari variasi searah bervariasi dari $y = 11,7$ mm (pada perpotongan pasangan injeksi arus pertama, yaitu $e_a - e_b$) hingga $y = 48,2$ mm (pada perpotongan pasangan injeksi arus ke-8, yaitu $e_o - e_p$).

Mempertimbangkan keakuratan prediksi lokasi jaringan margin berdasarkan infleksi varians indeks impedansi pada Gambar 4.4, lokasi yang paling akurat adalah dari $y = 16,5$ mm hingga $y = 43$ mm, yang merupakan perpotongan antara pasangan injeksi arus ke-2 dan ke-7. Dengan demikian, konfigurasi susunan elektroda yang diusulkan, dengan komposisi delapan lapisan injeksi arus yang berbeda, memiliki prediksi akurasi hampir 75% lokasi pada orientasi searah (sumbu y). Sementara itu, RIX adalah yang paling akurat untuk memprediksi lokasi jaringan margin di antara ketiga indeks impedansi.

F. Manfaat Bagi Bidang Pendidikan

Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat menjadi referensi mahasiswa, terutama mahasiswa Pendidikan fisika dalam mempelajari spektroskopi dan feedforward neural network pada mata kuliah fisika eksperimen fisika, elektromagnetik dan fisika komputasi.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

1. Variasi orientasi jaringan margin

Gambar 4.2 menunjukkan bagian nyata dan bagian imajiner dari impedansi pada variasi jaringan margin yang searah, tegak lurus, dan diagonal pada kasus frekuensi $f = 1$ kHz dan SNR = 90 db. Jaringan kanker dan jaringan normal hati dapat dideteksi oleh pengukuran EIS dengan mengacu pada tegangan referensi yang diukur. Perbedaan orientasi jaringan margin mempengaruhi amplitudo pada pasangan nomor pengukuran yang berbeda. Namun demikian, tidaklah sepele untuk menentukan lokasi jaringan margin berdasarkan perbandingan impedansi terukur, baik dari segi impedansi bagian riil maupun imajiner.

2. Klasifikasi variasi orientasi jaringan margin

Gambar 4.3 menunjukkan kinerja FNN untuk mengklasifikasikan orientasi jaringan margin. Nilai true positive rate (TPR) menunjukkan rasio angka prediksi yang benar dibandingkan dengan angka prediksi benar yang diinginkan. Sementara itu, false negative rate (FNR) menunjukkan rasio negatif palsu terhadap jumlah total positif yang sebenarnya. Model FNN terbaik harus memberikan TPR setinggi mungkin dan FNR serendah mungkin. Dalam penelitian kami, model FNN memberikan nilai TPR sebesar 86,0%, 96,6%, dan 90,4% untuk diagonal, tegak lurus, dan searah. Sementara itu, nilai FNR adalah 14,0%, 3,4%, dan 9,6% untuk diagonal, tegak lurus, dan searah.

3. Penentuan lokasi jaringan margin

Gambar 4.4 menunjukkan perbandingan indeks impedansi berdasarkan MIX, RIX, dan IMIX pada lokasi jaringan margin yang berbeda dengan orientasi searah. Variasi setiap indeks impedansi ditunjukkan untuk

memprediksi lokasi jaringan margin (lihat tanda kotak merah pada garis hitam putus-putus). Sumbu y pada grafik MIX, RIX, dan IMIX menunjukkan jumlah pasangan injeksi arus. Pasangan injeksi arus pertama adalah $ea - eb$, dan yang terakhir adalah $eo - ep$. Lokasi jaringan margin dari variasi searah bervariasi dari $y = 11,7$ mm (pada perpotongan pasangan injeksi arus pertama, yaitu $ea - eb$) hingga $y = 48,2$ mm (pada perpotongan pasangan injeksi arus ke-8, yaitu $eo - ep$).

Mempertimbangkan keakuratan prediksi lokasi jaringan margin berdasarkan infleksi varians indeks impedansi pada Gambar 4.3, lokasi yang paling akurat adalah dari $y = 16,5$ mm hingga $y = 43$ mm, yang merupakan perpotongan antara pasangan injeksi arus ke-2 dan ke-7. Dengan demikian, konfigurasi susunan elektroda yang diusulkan, dengan komposisi delapan lapisan injeksi arus yang berbeda, memiliki prediksi akurasi hampir 75% lokasi pada orientasi searah (sumbu y). Sementara itu, RIX adalah yang paling akurat untuk memprediksi lokasi jaringan margin di antara ketiga indeks impedansi.

B. Saran

1. Keandalan konfigurasi larik elektroda

Desain konfigurasi elektroda array yang diusulkan memiliki keandalan untuk mendeteksi variasi lokasi jaringan margin pada arah searah seperti yang ditunjukkan dari hasil Gambar 4.4. Prediksi lokasi jaringan margin ditunjukkan oleh nilai diskrit yang merepresentasikan posisi pasangan elektroda injeksi arus. Karena setiap variasi searah antara pasangan injeksi arus yang berdekatan akan diukur pada tegangan yang sama. Pasangan injeksi arus yang paling akurat untuk mendeteksi variasi jaringan margin adalah pasangan ke-2 hingga ke-7. Pasangan injeksi arus ke-1 dan ke-8 tidak secara akurat mendeteksi lokasi jaringan margin. Hal ini disebabkan oleh efek pinggiran medan listrik pada pasangan injeksi arus tepi. Efek pinggiran medan listrik adalah fenomena yang terjadi pada elektroda dengan panjang yang terbatas. Medan listrik yang seragam biasanya ada di tengah-tengah

pasangan elektroda; namun, di tepi pasangan elektroda, medan listrik menjadi lebih tidak seragam dan cenderung meluas ke ruang sekitarnya (Huclova et al., 2012).

2. Keandalan FNN

Hasil impedansi berdasarkan jaringan margin pada orientasi searah, tegak lurus, dan diagonal memiliki fitur yang berbeda, tetapi sulit dibedakan berdasarkan analisis kualitatif. Model FNN yang dikembangkan juga telah mempertimbangkan kondisi variasi noise untuk meniru kondisi praktik di dunia nyata. Hasil dari model FNN yang dikembangkan berhasil mengklasifikasikan orientasi jaringan margin dengan akurasi yang dapat diandalkan.

3. Keandalan metode titik belok

Hasil prediksi lokasi antarmuka jaringan margin berdasarkan metode titik belok yang diusulkan menunjukkan hasil yang menonjol. Metode titik belok menghitung titik belok sebagai minimum lokal pada turunan kedua dari data varians indeks impedansi. Ide dari metode titik belok adalah bahwa penetrasi arus dan distribusi medan listrik pada antarmuka dua medium dielektrik selalu merambat dengan efek perataan, dan nilai gradien sangat bergantung pada rasio sifat listrik di antara medium yang berdekatan. Dengan demikian, setiap pengukuran tegangan yang dipindai dari dua medium dielektrik cenderung membelok.

4. Pekerjaan di masa depan

Dalam penelitian ini, kami telah menunjukkan metode yang menjanjikan untuk deteksi jaringan margin pada reseksi hati laparotomi intraoperatif. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan simulasi numerik dengan pertimbangan kondisi kebisingan untuk meniru praktik yang sebenarnya. Penelitian lebih lanjut akan dilakukan dengan membuat

konfigurasi susunan elektroda seperti yang kami rancang dan mengimplementasikan metode yang diusulkan dalam sistem laparoscopi.

DAFTAR PUSTAKA

- Abiwinanda, N., Hanif, M., Hesaputra, S., Handayani, A., & Mengko, T. (2019). *Brain Tumor Classification Using Convolutional Neural Network* (pp. 183–189). https://doi.org/10.1007/978-981-10-9035-6_33
- Adler, A., & Lionheart, W. R. B. (2006). Uses and abuses of EIDORS: an extensible software base for EIT. *Physiological Measurement*, 27(5), S25. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/27/5/S03>
- Asami, K. (2002). Characterization of heterogeneous systems by dielectric spectroscopy. *Progress in Polymer Science*, 27(8), 1617–1659.
- Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford university press.
- Brown, B. H. (2003). Electrical impedance tomography (EIT): a review. *Journal of Medical Engineering & Technology*, 27(3), 97–108. <https://doi.org/10.1080/0309190021000059687>
- Buia, A., Stockhausen, F., & Hanisch, E. (2015). Laparoscopic surgery: A qualified systematic review. *World Journal of Methodology*, 5(4), 238–254. <https://doi.org/10.5662/wjm.v5.i4.238>
- C Gabriel, S Gabriel, & E Corthout. (1996). The dielectric properties of biological tissues: I. Literature survey. *Physics in Medicine & Biology*, 41(11), 2231. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/41/11/001>
- Cheng, Z., Dall’Alba, D., Fiorini, P., & Savarimuthu, T. R. (2021). Robot-Assisted Electrical Impedance Scanning system for 2D Electrical Impedance Tomography tissue inspection. *2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, 3729–3733. <https://doi.org/10.1109/EMBC46164.2021.9629590>
- Cole, K. S., & Cole, R. H. (1941). Dispersion and absorption in dielectrics I. Alternating current characteristics. *The Journal of Chemical Physics*, 9(4), 341–351. <https://doi.org/10.1063/1.1750906>

- Coope, I. D. (1993). Circle fitting by linear and nonlinear least squares. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 76, 381–388. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:59583785>
- Crowell, L. L., Yakisich, J. S., Aufderheide, B., & Adams, T. N. G. (2020). Electrical impedance spectroscopy for monitoring chemoresistance of cancer cells. *Micromachines*, 11(9). <https://doi.org/10.3390/mi11090832>
- D. Andreuccetti, R. Fossi, and C. P. (1997). *An internet resource for the calculation of the dielectric properties of body tissues in the frequency range 10 hz - 100 ghz*. <http://niremf.ifac.cnr.it/tissprop/>
- Dean, D. A., Ramanathan, T., Machado, D., & Sundararajan, R. (2008). Electrical impedance spectroscopy study of biological tissues. In *Journal of Electrostatics* (Vol. 66, Issue 3, pp. 165–177). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.elstat.2007.11.005>
- Esteban, J. M., & Orazem, M. E. (1991). On the Application of the Kramers-Kronig Relations to Evaluate the Consistency of Electrochemical Impedance Data. *Journal of The Electrochemical Society*, 138, 67–76. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:1821289>
- Foster, K. R., & Schwan, H. P. (1989). Dielectric properties of tissues and biological materials: a critical review. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 17(1), 25–104.
- Foundation, F. S. (2009). Spectroscopy : Principles , Theory , Techniques and Applications Spectroscopy-An Introduction. *Spectroscopy: Principles, Theory, Techniques and Applications PDF, May*, 1–164.
- Fu, M. R., Cleland, C. M., Guth, A. A., Kayal, M., Haber, J., Cartwright, F., Kleinman, R., Kang, Y., Scagliola, J., & Axelrod, D. (2013). L-dex ratio in detecting breast cancer-related lymphedema: reliability, sensitivity, and specificity. *Lymphology*, 46(2), 85–96.
- Gabriel, C., Gabriel, S., & Corthout, E. (1996). The dielectric properties of biological tissues: I. Literature survey. *Physics in Medicine and Biology*, 41(11), 2231–2249. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/41/11/001>

- Grimnes, S., & Martinsen, Ø. G. (2010). Alpha-dispersion in human tissue. *Journal of Physics: Conference Series*, 224(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/224/1/012073>
- Haemmerich, D., Schutt, D. J., Wright, A. S., Webster, J. G., & Mahvi, D. M. (2009). Electrical conductivity measurement of excised human metastatic liver tumours before and after thermal ablation. *Physiological Measurement*, 30(5), 459. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/30/5/003>
- Halter, R. J., & Kim, Y. J. (2014). Toward microendoscopic electrical impedance tomography for intraoperative surgical margin assessment. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 61(11), 2779–2786. <https://doi.org/10.1109/TBME.2014.2329461>
- Huclova, S., Erni, D., & Fröhlich, J. (2012). Modelling and validation of dielectric properties of human skin in the MHz region focusing on skin layer morphology and material composition. *Journal of Physics D: Applied Physics*, 45(2), 25301. <https://doi.org/10.1088/0022-3727/45/2/025301>
- Ibrahim, K. A., Baidillah, M. R., Wicaksono, R., & Takei, M. (2023). Skin layer classification by feedforward neural network in bioelectrical impedance spectroscopy. In *Journal of Electrical Bioimpedance* (Vol. 14, Issue 1, pp. 19–31). Walter de Gruyter GmbH. <https://doi.org/10.2478/joeb-2023-0004>
- Jia, C., Li, H., Wen, N., Chen, J., Wei, Y., & Li, B. (2018). Laparoscopic liver resection: a review of current indications and surgical techniques. *HepatoBiliary Surgery and Nutrition*, 7(4), 277–288. <https://doi.org/10.21037/hbsn.2018.03.01>
- Kao, H. P., Cardoso, E. R., & Shwedyk, E. (1999). Correlation of permittivity and water content during cerebral edema. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 46(9), 1121–1128. <https://doi.org/10.1109/10.784144>
- Kell, D. B., & Davey, C. L. (1992). On fitting dielectric spectra using artificial neural networks. *Journal of Electroanalytical Chemistry*, 343(3), 425–434. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0022-0728\(92\)85104-B](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0022-0728(92)85104-B)

- Kissin, M. W., Querci della Rovere, G., Easton, D., & Westbury, G. (1986). Risk of lymphoedema following the treatment of breast cancer. *The British Journal of Surgery*, 73(7), 580–584. <https://doi.org/10.1002/bjs.1800730723>
- Kun, S., & Peura, R. A. (1999). Selection of measurement frequencies for optimal extraction of tissue impedance model parameters. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 37(6), 699–703. <https://doi.org/10.1007/BF02513370>
- Kyle, U. G., Bosaeus, I., De Lorenzo, A. D., Deurenberg, P., Elia, M., Gómez, J. M., Heitmann, B. L., Kent-Smith, L., Melchior, J.-C., Pirlich, M., Scharfetter, H., Schols, A. M. W. J., & Pichard, C. (2004). Bioelectrical impedance analysis--part I: review of principles and methods. *Clinical Nutrition (Edinburgh, Scotland)*, 23(5), 1226–1243. <https://doi.org/10.1016/j.clnu.2004.06.004>
- Macdonald, D. D. (1990). Review of mechanistic analysis by electrochemical impedance spectroscopy. *Electrochimica Acta*, 35(10), 1509–1525. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0013-4686\(90\)80005-9](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0013-4686(90)80005-9)
- Macdonald, J. R. (1992). Impedance spectroscopy. *Annals of Biomedical Engineering*, 20(3), 289–305. <https://doi.org/10.1007/BF02368532>
- Mahara, A., Khan, S., Murphy, E. K., Schned, A. R., Hyams, E. S., & Halter, R. J. (2015). 3D Microendoscopic Electrical Impedance Tomography for Margin Assessment During Robot-Assisted Laparoscopic Prostatectomy. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(7), 1590–1601. <https://doi.org/10.1109/TMI.2015.2407833>
- Martinsen, G., Grimnes, S., & Schwan, H. P. (2002). *INTERFACE PHENOMENA AND DIELECTRIC PROPERTIES OF BIOLOGICAL TISSUE*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:41679856>
- Moo, T.-A., Choi, L., Culpepper, C., Olcese, C., Heerdt, A., Sclafani, L., King, T. A., Reiner, A. S., Patil, S., Brogi, E., Morrow, M., & Van Zee, K. J. (2014). Impact of margin assessment method on positive margin rate and total volume excised. *Annals of Surgical Oncology*, 21(1), 86–92. <https://doi.org/10.1245/s10434-013-3257-2>

- Mostaedi, R. (2012). Laparoscopic liver resection: Current role and limitations. *World Journal of Gastrointestinal Oncology*, 4(8), 187. <https://doi.org/10.4251/wjgo.v4.i8.187>
- Murphy, E. K., Mahara, A., Khan, S., Hyams, E. S., Schned, A. R., Pettus, J., & Halter, R. J. (2017). Comparative study of separation between *ex vivo* prostatic malignant and benign tissue using electrical impedance spectroscopy and electrical impedance tomography. In *Physiological Measurement* (Vol. 38, Issue 6, pp. 1242–1261). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/aa660e>
- Nicander, I., Ollmar, S., Rozell, B. L., Eek, A., & Emtestam, L. (1995). Electrical impedance measured to five skin depths in mild irritant dermatitis induced by sodium lauryl sulphate. *The British Journal of Dermatology*, 132(5), 718–724. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2133.1995.tb00716.x>
- Nur Handayani, S. K. (2022). *Kanker dan Serba-Serbinya (Hari Kanker Sedunia 2022)*. <https://Rsprespira.Jogjaprovo.Go.Id/Kanker-Dan-Serba-Serbinya-Hari-Kanker-Sedunia-2022/>.
- Oh, J. H., & Jun, D. W. (2023). The latest global burden of liver cancer: A past and present threat. *Clinical and Molecular Hepatology*, 29(2), 355–357. <https://doi.org/10.3350/cmh.2023.0070>
- Pethig, R., & Kell, D. B. (1987). The passive electrical properties of biological systems: their significance in physiology, biophysics and biotechnology. *Physics in Medicine and Biology*, 32(8), 933–970. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/32/8/001>
- Ramos, A., & Bertemes-Filho, P. (2011). Numerical sensitivity modeling for the detection of skin tumors by using tetrapolar probe. *Electromagnetic Biology and Medicine*, 30(4), 235–245. <https://doi.org/10.3109/15368378.2011.589555>
- Rifai, I. N., Baidillah, M. R., Wicaksono, R., Akita, S., & Takei, M. (2023). Sodium concentration imaging in dermis layer by square-wave open electrical impedance tomography (SW-oEIT) with spatial voltage thresholding (SVT).

- Biomedical Physics & Engineering Express*, 9(4), 45013.
<https://doi.org/10.1088/2057-1976/acd4c6>
- Rossmann, C., & Haemmerich, D. (2014). Review of temperature dependence of thermal properties, dielectric properties, and perfusion of biological tissues at hyperthermic and ablation temperatures. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 42(6), 467–492.
<https://doi.org/10.1615/critrevbiomedeng.2015012486>
- Rumgay, H., Arnold, M., Ferlay, J., Laversanne, M., & McGlynn, K. A. (2022). Global burden of primary liver cancer in 2020 and predictions to 2040. *Journal of Hepatology*, 77(6), 1598–1606. <https://doi.org/10.1016/j.jhep.2022.08.021>
- Sambri, A., Caldari, E., Fiore, M., Zucchini, R., Giannini, C., Pirini, M. G., Spinnato, P., Cappelli, A., Donati, D. M., & De Paolis, M. (2021). Margin Assessment in Soft Tissue Sarcomas: Review of the Literature. *Cancers*, 13(7).
<https://doi.org/10.3390/cancers13071687>
- Schwan, H. P. (n.d.). Mechanisms responsible for electrical properties of tissues and cell suspensions. *Medical Progress through Technology*, 19(4), 163–165.
- SCHWAN, H. P. (1957). Electrical properties of tissue and cell suspensions. *Advances in Biological and Medical Physics*, 5, 147–209.
<https://doi.org/10.1016/b978-1-4832-3111-2.50008-0>
- Schwan, H. P. (1994). Electrical properties of tissues and cell suspensions: mechanisms and models. *Proceedings of 16th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1, A70–A71 vol.1. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:56506916>
- Singh, S., & Saha, S. (1984). Electrical properties of bone. A review. *Clinical Orthopaedics and Related Research*, 186, 249–271.
- Somersalo, E., Cheney, M., & Isaacson, D. (1992). Existence and Uniqueness for Electrode Models for Electric Current Computed Tomography. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 52(4), 1023–1040. <https://doi.org/10.1137/0152060>
- Taillieu, E., De Meyere, C., Nuytens, F., Verslype, C., & D'Hondt, M. (2021). Laparoscopic liver resection for colorectal liver metastases - short- and long-

- term outcomes: A systematic review. *World Journal of Gastrointestinal Oncology*, 13(7), 732–757. <https://doi.org/10.4251/wjgo.v13.i7.732>
- Toombs, R. J., Ducher, G., Shepherd, J. A., & De Souza, M. J. (2012). The impact of recent technological advances on the trueness and precision of DXA to assess body composition. *Obesity (Silver Spring, Md.)*, 20(1), 30–39. <https://doi.org/10.1038/oby.2011.211>
- van der Vorst, J. R., Schaafsma, B. E., Verbeek, F. P. R., Keereweer, S., Jansen, J. C., van der Velden, L.-A., Langeveld, A. P. M., Hutteman, M., Löwik, C. W. G. M., van de Velde, C. J. H., Frangioni, J. V., & Vahrmeijer, A. L. (2013). Near-infrared fluorescence sentinel lymph node mapping of the oral cavity in head and neck cancer patients. *Oral Oncology*, 49(1), 15–19. <https://doi.org/10.1016/j.oraloncology.2012.07.017>
- Vauhkonen, P. J., Vauhkonen, M., Savolainen, T., & Kaipio, J. P. (1999). Three-dimensional electrical impedance tomography based on the complete electrode model. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 46(9), 1150–1160. <https://doi.org/10.1109/10.784147>
- Wang, H., He, Y., Yang, M., Yan, Q., You, F., Fu, F., Wang, T., Huo, X., Dong, X., & Shi, X. (2014). Dielectric properties of human liver from 10 Hz to 100 MHz: normal liver, hepatocellular carcinoma, hepatic fibrosis and liver hemangioma. *Bio-Medical Materials and Engineering*, 24(6), 2725–2732. <https://doi.org/10.3233/BME-141090>
- Wang, J. (2023). Breast cancer detection via wavelet energy and feed-forward neural network trained by genetic algorithm. *EAI Endorsed Transactions on AI and Robotics*, 2. <https://doi.org/10.4108/airo.3506>
- Yamamoto, Y., Yamamoto, T., & Ozawa, T. (1986). Characteristics of skin admittance for dry electrodes and the measurement of skin moisturisation. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 24(1), 71–77. <https://doi.org/10.1007/BF02441608>
- Zhou, X., Shao, Y., Wu, C., Zhang, L., Wang, J., Pan, R., Sun, J., & Hu, W. (2023). Application of a highly simulated and adaptable training system in the laparoscopic training course for surgical residents: Experience from a high-

volume teaching hospital in China. *Heliyon*, 9(2), e13317.
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13317>

LAMPIRAN

Lampiran 1. Calc ratiometric

```

function [MIXm, RIXm, IMIXm] = calc_ratiometric(vobj_far,
vobj_fbr, vref_far, vref_fbr, vobj_fai, vobj_fbi, vref_fai,
vref_fbi)
%% input measured voltage object and reference should be complex
value

%% Normalize with control data (homogenous condition)
absvobj_fa = sqrt(vobj_far.meas.^2 + vobj_fai.meas.^2);
absvobj_fb = sqrt(vobj_fbr.meas.^2 + vobj_fbi.meas.^2);
absvref_fa = sqrt(vref_far.meas.^2 + vref_fai.meas.^2);
absvref_fb = sqrt(vref_fbr.meas.^2 + vref_fbi.meas.^2);

Z_obj_fa = ((absvobj_fa - absvref_fa));
Z_obj_fb = ((absvobj_fb - absvref_fb));
R_obj_fa = ((vobj_far.meas - vref_far.meas));
R_obj_fb = ((vobj_fbr.meas - vref_fbr.meas));
I_obj_fa = ((vobj_fai.meas - vref_fai.meas));
I_obj_fb = ((vobj_fbi.meas - vref_fbi.meas));

% Z_obj_fa = ((absvobj_fa - absvref_fa) ./ absvref_fa);
% Z_obj_fb = ((absvobj_fb - absvref_fb) ./ absvref_fb);
% R_obj_fa = ((vobj_far.meas - vref_far.meas) ./ vref_far.meas);
% R_obj_fb = ((vobj_fbr.meas - vref_fbr.meas) ./ vref_fbr.meas);
% I_obj_fa = ((vobj_fai.meas - vref_fai.meas) ./ vref_fai.meas);
% I_obj_fb = ((vobj_fbi.meas - vref_fbi.meas) ./ vref_fbi.meas);

% Z_obj_fa = ((abs(vobj_fa.meas) - abs(vref_fa.meas)) ./
abs(vref_fa.meas));
% Z_obj_fb = ((abs(vobj_fb.meas) - abs(vref_fb.meas)) ./
abs(vref_fb.meas));
% R_obj_fa = ((real(vobj_fa.meas) - real(vref_fa.meas)) ./
real(vref_fa.meas));
% R_obj_fb = ((real(vobj_fb.meas) - real(vref_fb.meas)) ./
real(vref_fb.meas));
% I_obj_fa = ((imag(vobj_fa.meas) - imag(vref_fa.meas)) ./
imag(vref_fa.meas));
% I_obj_fb = ((imag(vobj_fb.meas) - imag(vref_fb.meas)) ./
imag(vref_fb.meas));

% Z_obj_fa = (abs(vobj_fa.meas));
% Z_obj_fb = (abs(vobj_fb.meas));
% R_obj_fa = (real(vobj_fa.meas));
% R_obj_fb = (real(vobj_fb.meas));
% I_obj_fa = (imag(vobj_fa.meas));
% I_obj_fb = (imag(vobj_fb.meas));

% figure;
% plot(Z_obj_fa, 'r');hold on
% plot(Z_obj_fb, 'b')

```

```

%
% figure;
% plot(R_obj_fa,'r');hold on
% plot(R_obj_fb,'b')
%
% figure;
% plot(I_obj_fa,'r');hold on
% plot(I_obj_fb,'b')

%% plot ratiometric
% %plot MIX: Magnitude Index
% figure;
% plot(Z_obj_fa./Z_obj_fb,'o-r');axis tight;grid
on;set(gca,'fontsize',14);
%
% %plot RIX: Real part Index
% figure;
% plot(R_obj_fa./Z_obj_fb,'o-r');axis tight;grid
on;set(gca,'fontsize',14);
%
% %plot IMIX: Imaginary part Index
% figure;
% plot(I_obj_fa./Z_obj_fb,'o-r');axis tight;grid
on;set(gca,'fontsize',14);

%% plot ratiometric average
MIX = (Z_obj_fa./Z_obj_fb);
MIX = reshape(MIX,8,8);
MIXm = (MIX);
% figure;plot((MIXm))

RIX = (R_obj_fa./Z_obj_fb);
RIX = reshape(RIX,8,8);
RIXm = (RIX);
% figure;plot((RIXm))

IMIX = (I_obj_fa./Z_obj_fb);
IMIX = reshape(IMIX,8,8);
IMIXm = (IMIX);
% figure;plot(IMIXm)

%%-----
-----
end

```

Lampiran 2. EIS liver 3D

```

fmdl_0 = mk_common_model('d2d1c',32);
img0 = mk_image(fmdl_0);
% figure;show_fem(img0);
%%-----
-----
shape_str = ['solid top      = plane(0,0,0;0,0,1);\n' ...
            'solid mainobj= top and orthobrick(-0.03,-0.03,-
0.03;0.03,0.03,0) -maxh=0.005;\n;\n'];
% fmdl = ng_mk_gen_models(shape_str, [], [], []);
% figure;show_fem(fmdl);
% xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
rad_elec=0.002;
y0=-0.02+rad_elec; dy=0.005;
elec_pos = [ -0.005,  y0+(0*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.005,  y0+(1*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.005,  y0+(2*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.005,  y0+(3*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.005,  y0+(4*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.005,  y0+(5*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.005,  y0+(6*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.005,  y0+(7*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.005,   y0+(0*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.005,   y0+(1*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.005,   y0+(2*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.005,   y0+(3*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.005,   y0+(4*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.005,   y0+(5*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.005,   y0+(6*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.005,   y0+(7*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.018,  y0+(0*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.018,  y0+(1*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.018,  y0+(2*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.018,  y0+(3*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.018,  y0+(4*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.018,  y0+(5*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.018,  y0+(6*dy),  0,    0,    0,    1;
             -0.018,  y0+(7*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.018,   y0+(0*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.018,   y0+(1*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.018,   y0+(2*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.018,   y0+(3*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.018,   y0+(4*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.018,   y0+(5*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.018,   y0+(6*dy),  0,    0,    0,    1;
             0.018,   y0+(7*dy),  0,    0,    0,    1;];

shape_circle = [0.002,0,0];
shape_rect=[0.01,0.004,0.002];
elec_shape=[
    shape_circle;shape_circle;shape_circle;shape_circle;
    shape_circle;shape_circle;shape_circle;shape_circle;
    shape_circle;shape_circle;shape_circle;shape_circle;
    shape_circle;shape_circle;shape_circle;shape_circle;
    shape_rect;shape_rect;shape_rect;shape_rect;

```



```

% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 1,-1, 0, 0, 0, 0
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 1,-1, 0, 0
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 1,-1
%
];
% stimb(1).meas_pattern = [
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1,-1, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1,-1, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1,-1, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1,-1,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
1,-1, 0, 0, 0, 0, 0, 0
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 1,-1, 0, 0, 0, 0
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 1,-1, 0, 0
% 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 1,-1
%
];

% load NewScan
% n=1;
% for ow=1:8:64
%     stim(n).stimulation='Amp';
%     Hco=NewScan(ow,1); %columns vector format
%     Lco=NewScan(ow,2); %columns vector format
%     o=[-1 1];
%     HC=[1 1];
%     LC=[Hco Lco];
%     stim(n).stim_pattern=sparse(HC,LC,o,1,16)';
%
%     %     Hpo=[17,19,21,23,25,27,29,31]; %columns vector format
not row, use comma instead of dot semicolon
%     %     Lpo=[18,20,22,24,26,28,30,32]; %columns vector format
%     Hpo = NewScan(1:8,3)';
%     Lpo = NewScan(1:8,4)';
%     o=[1 1 1 1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1];
%     HP=[1 2 3 4 5 6 7 8 1 2 3 4 5 6 7 8];
%     LP=[Hpo Lpo];
%     stim(n).meas_pattern=sparse(HP,LP,o,8,32);
%
%
%     n=n+1;
% end
%%
% stimadj = mk_stim_patterns(32,1,[0,1],[0,1],{ },1);
%%
for n=1:8
    stimx(n).stimulation='Amp';

```



```

% img_hom.calc_colours.clim= 1;
% img_hom.calc_colours.ref_level= 0;
% figure;show_fem(img_homfa,[0 1 0]);axis off;axis tight

vref_fa = fwd_solve(img_homfa);
vref_fb = fwd_solve(img_homfb);
figure;
plot(real(vref_fa.meas),'k','linewidth',1);hold on
plot(real(vref_fb.meas),'--k','linewidth',1);hold on
figure;
plot(imag(vref_fa.meas),'k','linewidth',1);hold on
plot(imag(vref_fb.meas),'--k','linewidth',1);hold on

% %plot MIX: Magnitude Index
% figure;
% plot(abs(vimg_hom_simfa.meas)./abs(vimg_hom_simfb.meas),'o-
r');axis tight;grid on;set(gca,'fontsize',14);
%
% %plot RIX: Real part Index
% figure;
% plot(real(vimg_hom_simfa.meas)./abs(vimg_hom_simfb.meas),'o-
r');axis tight;grid on;set(gca,'fontsize',14);
%
% %plot IMIX: Imaginary part Index
% figure;
% plot(imag(vimg_hom_simfa.meas)./abs(vimg_hom_simfb.meas),'o-
r');axis tight;grid on;set(gca,'fontsize',14);

%%-----
-----
%%% Object 1
% shape_str_obj = ['solid top      = plane(0,0,0;0,0,1);\n' ...
%                'solid p1 = orthobrick(-3,-3,-3;3,0,-0.01); tlo
p1;\n' ...
%                'solid mainobj = top and orthobrick(-3,-3,-3;3,3,0)
and not p1 -maxh=0.2;\n'];
% fmdl_obj = ng_mk_gen_models(shape_str_obj, elec_pos, elec_shape,
elec_obj);
% old_electrode = fmdl_obj.electrode;
% fmdl_obj.electrode=old_electrode([17 25 18 26 19 27 20 28 21 29
22 30 23 31 24 32 ...
%      1 9 2 10 3 11 4 12 5 13 6 14 7 15 8 16]);
% img_obj= mk_image(fmdl_obj,1);
img_obj.elem_data(fmdl_obj.mat_idx{2}) = 1.2;

%% -----
-----
%% Object _horizontal-1 variation
DY = linspace(-0.026,0.026,400);
indexLoop=1;
for idx=1:400
    for SNR = [50,60,70,80,90]
        idx=10;          SNR=60;

```

```

clear img_objhorizontal1_fa img_objhorizontal1_fb
%   img_objhorizontal1_fa= mk_image(fmdl, 0.1);
%   img_objhorizontal1_fb= mk_image(fmdl, 0.17);
img_objhorizontal1_fa= mk_image(fmdl, 0.1 + (127581i *
8.854e-12));
img_objhorizontal1_fb= mk_image(fmdl, 0.17 + (11064i *
8.854e-12));

xyzm= interp_mesh( fmdl, 1);
x_xyzm= xyzm(:,1,:); y_xyzm= xyzm(:,2,:); z_xyzm=
xyzm(:,3,:);
%   conductive target_vertical
ff1 = (y_xyzm < DY(idx)) ;
%   img_objhorizontal1_fa.elem_data=
img_objhorizontal1_fa.elem_data + (0.28)*mean(ff1,3);
%   img_objhorizontal1_fb.elem_data=
img_objhorizontal1_fb.elem_data + (0.35)*mean(ff1,3);
img_objhorizontal1_fa.elem_data=
img_objhorizontal1_fa.elem_data + (0.28+(127581i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);
img_objhorizontal1_fb.elem_data=
img_objhorizontal1_fb.elem_data + (0.35+(11064i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);

%   figure;show_fem(fmdl_obj,[0,1,0]);
%   xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
%   view(0,90)
%
%   figure(idx);
%   subplot(1,2,1);
%   img_objhorizontal1_fa.calc_colours.ref_level =
0.3;
%   img_objhorizontal1_fa.calc_colours.clim= 0.2;
%   show_fem(img_objhorizontal1_fa,[0,1,0]);
%   xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
%   eidors_colourbar(img_objhorizontal1_fa);
%   view(0,90)

img_objhorizontal1_fa.stimulation = stimx;
img_objhorizontal1_fa.fwd_model.stimulation = stimx;
vobj_fa = fwd_solve(img_objhorizontal1_fa);

img_objhorizontal1_fb.stimulation = stimx;
img_objhorizontal1_fb.fwd_model.stimulation = stimx;
vobj_fb = fwd_solve(img_objhorizontal1_fb);

%% Add noise
%   SNR = 15;
vref_fa_noise = vref_fa;
s = real(vref_fa_noise.meas);
Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power

```

```

        Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

        s = imag(vref_fa_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

vref_fb_noise = vref_fb;
s = real(vref_fb_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vref_fb_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

vobj_fa_noise = vobj_fa;
s = real(vobj_fa_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

```

```

        s = imag(vobj_fa_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

        vobj_fb_noise = vobj_fb;
s = real(vobj_fb_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

        s = imag(vobj_fb_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

        %       figure;
        %       plot(s,'r');hold on
        %       plot(sx,'-b')

        %% Analysis Ratiometric
[MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa_real_noise,
vobj_fb_real_noise, vref_fa_real_noise, vref_fb_real_noise,...
vobj_fa_imag_noise, vobj_fb_imag_noise,
vref_fa_imag_noise, vref_fb_imag_noise);
%       [MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa, vobj_fb,
vref_fa, vref_fb);

        MIXt(:,indexLoop) = reshape(MIX,8*8,1);
        RIXt(:,indexLoop) = reshape(RIX,8*8,1);
        IMIXt(:,indexLoop) = reshape(IMIX,8*8,1);
LabelMargin(indexLoop,1) = {'Unilateral'};
%       figure;plot((MIX))
%       figure;plot((RIX))
%       figure;plot((IMIX))

```

```

%
% figure; plot(var(RIX));title('var')
% figure; errorbar(mean(RIX),std(RIX),'x');
% hold on
% plot(RIX)
% %% Analysis inflexion point
% fy = mean(RIX);
% ft = linspace(1,8,8);
% % dly(idx,:) = gradient(fy,ft);
% Numerical Derivative
% % d2y(idx,:) = gradient(dly(idx,:),ft);
% Numerical Second Derivative
% % t_infl(idx) = interp1(dly(idx,:), ft,
max(dly(idx,:))); % Find 't' At
Maximum Of First Derivative
% % y_infl(idx) = interp1(ft, fy, t_infl(idx));
% Find 'y' At Maximum Of First Derivative
% % slope(idx) = interp1(ft, dly(idx,:),
t_infl(idx)); % Slope Defined Here
As Maximum Of First Derivative
% % intcpt(idx) = y_infl(idx) -
slope(idx)*t_infl(idx); %
Calculate Intercept
% % tngt(idx,:) = slope(idx)*ft + intcpt(idx);
% Calculate Tangent Line
% %
% % figure(idx);
% % subplot(1,2,2)
% % plot(fy, ft)
% % hold on
% % % plot(ft, dly, '-.m', ft, d2y, '--c')
% Plot Derivatives (Optional)
% % plot(tngt(idx,:),ft, '-r', 'LineWidth',1)
% Plot Tangent Line
% % plot(y_infl(idx),t_infl(idx), 'bp')
% Plot Maximum Slope
% % hold off
% % grid
% % % legend('fy(t)', 'fy(ft) Fit', 'dfy/dft',
'd^2fy/dft^2', 'Tangent', 'Location','E')
% % % axis([xlim min(min(fy),intcpt(idx))
ceil(max(fy))])
% % axis([0.5 1 1 8]);axis square
%
% %% Analysis Inflection point-B
% xx = (ft);
% df1=gradient(fy,xx);
% df2=gradient(df1,xx);
% id=sign(df2);
% idd=strfind(id,[1 -1]);
% inflexionP=ft(idd+1);
%
% figure(idx);
% subplot(1,2,2)
% plot(ft, fy)
% hold on

```

```

        %     plot(inflexionP,fy(idd+1),'bp');
        indexLoop=indexLoop+1;
    end
end

%% -----
-----

%% Object _horizontal-2 variation
DY = linspace(-0.026,0.026,400);
for idx=1:400
    for SNR = [50,60,70,80,90]
        clear img_objhorizontal2_fa img_objhorizontal2_fb
        %     img_objhorizontal2_fa= mk_image(fmdl, 0.1);
        %     img_objhorizontal2_fb= mk_image(fmdl, 0.17);
        img_objhorizontal2_fa= mk_image(fmdl, 0.1 + (127581i *
8.854e-12));
        img_objhorizontal2_fb= mk_image(fmdl, 0.17 + (11064i *
8.854e-12));

        xyzm= interp_mesh( fmdl, 1);
        x_xyzm= xyzm(:,1,:); y_xyzm= xyzm(:,2,:); z_xyzm=
xyzm(:,3,:);
        % conductive target vertical
        ff1 = (y_xyzm > DY(idx)) ;
        %     img_objhorizontal2_fa.elem_data=
img_objhorizontal2_fa.elem_data + (0.28)*mean(ff1,3);
        %     img_objhorizontal2_fb.elem_data=
img_objhorizontal2_fb.elem_data + (0.35)*mean(ff1,3);
        img_objhorizontal2_fa.elem_data=
img_objhorizontal2_fa.elem_data + (0.28+(127581i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);
        img_objhorizontal2_fb.elem_data=
img_objhorizontal2_fb.elem_data + (0.35+(11064i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);
        % figure;show_fem(fmdl_obj,[0,1,0]);
        % xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
        % view(0,90)
        %
        %     figure(idx);
        %     subplot(1,2,1);
        %     img_objhorizontal1_fa.calc_colours.ref_level =
0.3;
        %     img_objhorizontal1_fa.calc_colours.clim= 0.2;
        %     show_fem(img_objhorizontal1_fa,[0,1,0]);
        %     xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
        %     eidors_colourbar(img_objhorizontal1_fa);
        %     view(0,90)

        img_objhorizontal2_fa.stimulation = stimx;
        img_objhorizontal2_fa.fwd_model.stimulation = stimx;
        vobj_fa = fwd_solve(img_objhorizontal2_fa);

        img_objhorizontal2_fb.stimulation = stimx;
        img_objhorizontal2_fb.fwd_model.stimulation = stimx;

```



```

vobj_fb = fwd_solve(img_objhorizontal2_fb);

%% Add noise
% SNR = 15;
vref_fa_noise = vref_fa;
s = real(vref_fa_noise.meas);
Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vref_fa_noise.meas);
% Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
% Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

vref_fb_noise = vref_fb;
s = real(vref_fb_noise.meas);
% Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
% Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vref_fb_noise.meas);
% Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
% Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

vobj_fa_noise = vobj_fa;
s = real(vobj_fa_noise.meas);

```

```

%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vobj_fa_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

vobj_fb_noise = vobj_fb;
s = real(vobj_fb_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vobj_fb_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

%         figure;
%         plot(s,'r');hold on
%         plot(sx,'-b')

%% Analysis Ratiometric
[MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa_real_noise,
vobj_fb_real_noise, vref_fa_real_noise, vref_fb_real_noise, ...
vobj_fa_imag_noise, vobj_fb_imag_noise,
vref_fa_imag_noise, vref_fb_imag_noise);

```

```

%           [MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa, vobj_fb,
vref_fa, vref_fb);

MIXt(:,indexLoop) = reshape(MIX,8*8,1);
RIXt(:,indexLoop) = reshape(RIX,8*8,1);
IMIXt(:,indexLoop) = reshape(IMIX,8*8,1);
LabelMargin(indexLoop,1) = {'Unilateral'};
%       figure;plot((MIX))
%       figure;plot((RIX))
%       figure;plot((IMIX))
%
%       figure; plot(var(RIX));title('var')
%       figure; errorbar(mean(RIX),std(RIX),'x');
%       hold on
%       plot(RIX)
%       %% Analysis inflexion point
%       fy = mean(RIX);
%       ft = linspace(1,8,8);
%       %%       dly(idx,:) = gradient(fy,ft);
% Numerical Derivative
%       %%       d2y(idx,:) = gradient(dly(idx,:),ft);
% Numerical Second Derivative
%       %%       t_infl(idx) = interp1(dly(idx,:), ft,
max(dly(idx,:))); % Find 't' At
Maximum Of First Derivative
%       %%       y_infl(idx) = interp1(ft, fy, t_infl(idx));
% Find 'y' At Maximum Of First Derivative
%       %%       slope(idx) = interp1(ft, dly(idx,:),
t_infl(idx)); % Slope Defined Here
As Maximum Of First Derivative
%       %%       intcpt(idx) = y_infl(idx) -
slope(idx)*t_infl(idx); %
Calculate Intercept
%       %%       tngt(idx,:) = slope(idx)*ft + intcpt(idx);
% Calculate Tangent Line
%       %%
%       %%       figure(idx);
%       %%       subplot(1,2,2)
%       %%       plot(fy, ft)
%       %%       hold on
%       %%       % plot(ft, dly, '-.m', ft, d2y, '--c')
% Plot Derivatives (Optional)
%       %%       plot(tngt(idx,:),ft, '-r', 'LineWidth',1)
% Plot Tangent Line
%       %%       plot(y_infl(idx),t_infl(idx), 'bp')
% Plot Maximum Slope
%       %%       hold off
%       %%       grid
%       %%       % legend('fy(t)', 'fy(ft) Fit', 'dfy/dft',
'd^2fy/dft^2', 'Tangent', 'Location','E')
%       %%       % axis([xlim min(min(fy),intcpt(idx))
ceil(max(fy))])
%       %%       axis([0.5 1 1 8]);axis square
%
%       %% Analysis Inflection point-B
%       %%       xx = (ft);

```

```

        %     df1=gradient(fy,xx);
        %     df2=gradient(df1,xx);
        %     id=sign(df2);
        %     idd=strfind(id,[1 -1]);
        %     inflexionP=ft(idd+1);
        %
        %     figure(idx);
        %     subplot(1,2,2)
        %     plot(ft, fy)
        %     hold on
        %     plot(inflexionP,fy(idd+1),'bp');
        indexLoop=indexLoop+1;
    end
end

%%%-----
-----
%% Object _vertical-1 variation
DX = linspace(-0.026,0.026,400);
for idx=1:400
    for SNR = [50,60,70,80,90]
        clear img_objvertical1_fa img_objvertical1_fb
        %     img_objvertical1_fa= mk_image(fmdl, 0.1);
        %     img_objvertical1_fb= mk_image(fmdl, 0.17);
        img_objvertical1_fa= mk_image(fmdl, 0.1 + (127581i *
8.854e-12));
        img_objvertical1_fb= mk_image(fmdl, 0.17 + (11064i *
8.854e-12));

        xyzm= interp_mesh( fmdl, 1);
        x_xyzm= xyzm(:,1,:); y_xyzm= xyzm(:,2,:); z_xyzm=
xyzm(:,3,:);
        % conductive target_vertical
        ff1 = (x_xyzm < DX(idx)) ;
        %     img_objhorizontal1_fa.elem_data=
img_objhorizontal1_fa.elem_data + (0.28)*mean(ff1,3);
        %     img_objhorizontal1_fb.elem_data=
img_objhorizontal1_fb.elem_data + (0.35)*mean(ff1,3);
        img_objvertical1_fa.elem_data=
img_objvertical1_fa.elem_data + (0.28+(127581i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);
        img_objvertical1_fb.elem_data=
img_objvertical1_fb.elem_data + (0.35+(11064i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);

        % figure;show_fem(fmdl_obj,[0,1,0]);
        % xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
        % view(0,90)
        %
        %     figure(idx);
        %     subplot(1,2,1);
        %     img_objhorizontal1_fa.calc_colours.ref_level =
0.3;
        %     img_objhorizontal1_fa.calc_colours.clim= 0.2;
        %     show_fem(img_objhorizontal1_fa,[0,1,0]);

```

```

%           xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
%           eidors_colourbar(img_objhorizontal1_fa);
%           view(0,90)

img_objvertical1_fa.stimulation = stimx;
img_objvertical1_fa.fwd_model.stimulation = stimx;
vobj_fa = fwd_solve(img_objvertical1_fa);

img_objvertical1_fb.stimulation = stimx;
img_objvertical1_fb.fwd_model.stimulation = stimx;
vobj_fb = fwd_solve(img_objvertical1_fb);

%% Add noise
%       SNR = 15;
vref_fa_noise = vref_fa;
s = real(vref_fa_noise.meas);
Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vref_fa_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

vref_fb_noise = vref_fb;
s = real(vref_fb_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vref_fb_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power

```

```

%           Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
    K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor   xdB SNR
    New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
    vref_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

    vobj_fa_noise = vobj_fa;
    s = real(vobj_fa_noise.meas);
%           Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%           Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
    K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor   xdB SNR
    New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
    vobj_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

    s = imag(vobj_fa_noise.meas);
%           Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%           Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
    K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor   xdB SNR
    New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
    vobj_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

    vobj_fb_noise = vobj_fb;
    s = real(vobj_fb_noise.meas);
%           Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%           Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
    K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor   xdB SNR
    New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
    vobj_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

    s = imag(vobj_fb_noise.meas);
%           Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%           Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
    K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor   xdB SNR
    New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
    vobj_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

```

```

%     figure;
%     plot(s,'r');hold on
%     plot(sx,'-b')

%% Analysis Ratiometric
[MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa_real_noise,
vobj_fb_real_noise, vref_fa_real_noise, vref_fb_real_noise,...
vobj_fa_imag_noise, vobj_fb_imag_noise,
vref_fa_imag_noise, vref_fb_imag_noise);
%     [MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa, vobj_fb,
vref_fa, vref_fb);

MIXt(:,indexLoop) = reshape(MIX,8*8,1);
RIXt(:,indexLoop) = reshape(RIX,8*8,1);
IMIXt(:,indexLoop) = reshape(IMIX,8*8,1);
LabelMargin(indexLoop,1) = {'Perpendicular'};
%     figure;plot((MIX))
%     figure;plot((RIX))
%     figure;plot((IMIX))
%
%     figure; plot(var(RIX));title('var')
%     figure; errorbar(mean(RIX),std(RIX),'x');
%     hold on
%     plot(RIX)
%     %% Analysis inflexion point
%     fy = mean(RIX);
%     ft = linspace(1,8,8);
%     %%     dly(idx,:) = gradient(fy,ft);
% Numerical Derivative
%     %%     d2y(idx,:) = gradient(dly(idx,:),ft);
% Numerical Second Derivative
%     %%     t_infl(idx) = interp1(dly(idx,:), ft,
max(dly(idx,:))); % Find 't' At
Maximum Of First Derivative
%     %%     y_infl(idx) = interp1(ft, fy, t_infl(idx));
% Find 'y' At Maximum Of First Derivative
%     %%     slope(idx) = interp1(ft, dly(idx,:),
t_infl(idx)); % Slope Defined Here
As Maximum Of First Derivative
%     %%     intcpt(idx) = y_infl(idx) -
slope(idx)*t_infl(idx); %
Calculate Intercept
%     %%     tngt(idx,:) = slope(idx)*ft + intcpt(idx);
% Calculate Tangent Line
%     %%
%     %%     figure(idx);
%     %%     subplot(1,2,2)
%     %%     plot(fy, ft)
%     %%     hold on
%     %%     % plot(ft, dly, '-.m', ft, d2y, '--c')
% Plot Derivatives (Optional)
%     %%     plot(tngt(idx,:),ft, '-r', 'LineWidth',1)
% Plot Tangent Line
%     %%     plot(y_infl(idx),t_infl(idx), 'bp')
% Plot Maximum Slope

```

```

        % %      hold off
        % %      grid
        % %      % legend('fy(t)', 'fy(ft) Fit', 'dfy/dft',
'd^2fy/dft^2', 'Tangent', 'Location', 'E')
        % %      %      axis([xlim      min(min(fy),intcpt(idx))
ceil(max(fy))])
        % %      axis([0.5 1 1 8]);axis square
        %
        % %% Analysis Inflection point-B
        %      xx = (ft);
        %      df1=gradient(fy,xx);
        %      df2=gradient(df1,xx);
        %      id=sign(df2);
        %      idd=strfind(id,[1 -1]);
        %      inflexionP=ft(idd+1);
        %
        %      figure(idx);
        %      subplot(1,2,2)
        %      plot(ft, fy)
        %      hold on
        %      plot(inflexionP,fy(idd+1),'bp');
        indexLoop=indexLoop+1;
    end
end
%% -----
-----

%% Object _vertical-2 variation
DX = linspace(-0.026,0.026,400);
for idx=1:400
    for SNR = [50,60,70,80,90]
        clear img_objvertical2_fa img_objvertical2_fb
        %      img_objvertical2_fa= mk_image(fmdl, 0.1);
        %      img_objvertical2_fb= mk_image(fmdl, 0.17);
        img_objvertical2_fa= mk_image(fmdl, 0.1 + (127581i *
8.854e-12));
        img_objvertical2_fb= mk_image(fmdl, 0.17 + (11064i *
8.854e-12));

        xyzm= interp_mesh( fmdl, 1);
        x_xyzm= xyzm(:,1,:); y_xyzm= xyzm(:,2,:); z_xyzm=
xyzm(:,3,:);
        % conductive target_vertical
        ff1 = (x_xyzm > DX(idx)) ;
        %      img_objhorizontal2_fa.elem_data=
img_objhorizontal2_fa.elem_data + (0.28)*mean(ff1,3);
        %      img_objhorizontal2_fb.elem_data=
img_objhorizontal2_fb.elem_data + (0.35)*mean(ff1,3);
        img_objvertical2_fa.elem_data=
img_objvertical2_fa.elem_data + (0.28+(127581i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);
        img_objvertical2_fb.elem_data=
img_objvertical2_fb.elem_data + (0.35+(11064i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);

        % figure;show_fem(fmdl_obj,[0,1,0]);

```



```

% xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
% view(0,90)
%
%         figure(idx);
%         subplot(1,2,1);
%         img_objhorizontal1_fa.calc_colours.ref_level =
0.3;
%         img_objhorizontal1_fa.calc_colours.clim= 0.2;
%         show_fem(img_objhorizontal1_fa,[0,1,0]);
%         xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
%         eidors_colourbar(img_objhorizontal1_fa);
%         view(0,90)

img_objvertical2_fa.stimulation = stimx;
img_objvertical2_fa.fwd_model.stimulation = stimx;
vobj_fa = fwd_solve(img_objvertical2_fa);

img_objvertical2_fb.stimulation = stimx;
img_objvertical2_fb.fwd_model.stimulation = stimx;
vobj_fb = fwd_solve(img_objvertical2_fb);

%% Add noise
%     SNR = 15;
vref_fa_noise = vref_fa;
s = real(vref_fa_noise.meas);
Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
Noise Power
%     Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vref_fa_noise.meas);
%     Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%     Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

vref_fb_noise = vref_fb;
s = real(vref_fb_noise.meas);
%     Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%     Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power

```

```

        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vref_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

        s = imag(vref_fb_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vref_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

        vobj_fa_noise = vobj_fa;
        s = real(vobj_fa_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vobj_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

        s = imag(vobj_fa_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vobj_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

        vobj_fb_noise = vobj_fb;
        s = real(vobj_fb_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%         Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vobj_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

        s = imag(vobj_fb_noise.meas);
%         Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;

```

```

        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vobj_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

        %       figure;
        %       plot(s,'r');hold on
        %       plot(sx,'-b')

%% Analysis Ratiometric
[MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa_real_noise,
vobj_fb_real_noise, vref_fa_real_noise, vref_fb_real_noise,...
vobj_fa_imag_noise, vobj_fb_imag_noise,
vref_fa_imag_noise, vref_fb_imag_noise);
%       [MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa, vobj_fb,
vref_fa, vref_fb);

        MIXt(:,indexLoop) = reshape(MIX,8*8,1);
        RIXt(:,indexLoop) = reshape(RIX,8*8,1);
        IMIXt(:,indexLoop) = reshape(IMIX,8*8,1);
        LabelMargin(indexLoop,1) = {'Perpendicular'};
%       figure;plot((MIX))
%       figure;plot((RIX))
%       figure;plot((IMIX))
%
%       figure; plot(var(RIX));title('var')
%       figure; errorbar(mean(RIX),std(RIX),'x');
%       hold on
%       plot(RIX)
%       %% Analysis inflexion point
%       fy = mean(RIX);
%       ft = linspace(1,8,8);
%       %%       dly(idx,:) = gradient(fy,ft);
% Numerical Derivative
%       %%       d2y(idx,:) = gradient(dly(idx,:),ft);
% Numerical Second Derivative
%       %%       t_infl(idx) = interp1(dly(idx,:), ft,
max(dly(idx,:))); % Find 't' At
Maximum Of First Derivative
%       %%       y_infl(idx) = interp1(ft, fy, t_infl(idx));
% Find 'y' At Maximum Of First Derivative
%       %%       slope(idx) = interp1(ft, dly(idx,:),
t_infl(idx)); % Slope Defined Here
As Maximum Of First Derivative
%       %%       intcpt(idx) = y_infl(idx) -
slope(idx)*t_infl(idx); %
Calculate Intercept
%       %%       tngt(idx,:) = slope(idx)*ft + intcpt(idx);
% Calculate Tangent Line
%       %%
%       %%       figure(idx);

```

```

        %%      subplot(1,2,2)
        %%      plot(fy, ft)
        %%      hold on
        %%      % plot(ft, d1y, '-.m',      ft, d2y, '--c')
% Plot Derivatives (Optional)
        %%      plot(tngt(idx,:),ft, '-r', 'LineWidth',1)
% Plot Tangent Line
        %%      plot(y_infl(idx),t_infl(idx), 'bp')
% Plot Maximum Slope
        %%      hold off
        %%      grid
        %%      % legend('fy(t)', 'fy(ft) Fit', 'dfy/dft',
'd^2fy/dft^2', 'Tangent', 'Location','E')
        %%      %      axis([xlim      min(min(fy),intcpt(idx))
ceil(max(fy))])
        %%      axis([0.5 1 1 8]);axis square
        %%
        %% Analysis Inflection point-B
        %%      xx = (ft);
        %%      df1=gradient(fy,xx);
        %%      df2=gradient(df1,xx);
        %%      id=sign(df2);
        %%      idd=strfind(id,[1 -1]);
        %%      inflexionP=ft(idd+1);
        %%
        %%      figure(idx);
        %%      subplot(1,2,2)
        %%      plot(ft, fy)
        %%      hold on
        %%      plot(inflexionP,fy(idd+1),'bp');
        indexLoop=indexLoop+1;
    end
end

%%-----
-----
%%% Object 1_miring
D_rot = linspace(2,88,20);
DY = linspace(-0.026,0.026,20);
for DYidx = 1:20
    for idx=D_rot
        for SNR = [50,60,70,80,90]
            %%      DYidx = -0.026;idx=45;SNR=75;
            clear img_objmiring1_fa img_objmiring1_fb
            %%      img_objmiring1_fa= mk_image(fmdl, 0.1);
            %%      img_objmiring1_fb= mk_image(fmdl, 0.17);
            img_objmiring1_fa= mk_image(fmdl, 0.1 + (127581i *
8.854e-12));
            img_objmiring1_fb= mk_image(fmdl, 0.17 + (11064i *
8.854e-12));

            xyzm= interp_mesh( fmdl, 1);
            x_xyzm= xyzm(:,1,:); y_xyzm= xyzm(:,2,:); z_xyzm=
xyzm(:,3,:);
            %%      % conductive target
            ff1 = (tand(idx)*x_xyzm + y_xyzm < DY(DYidx)) ;

```

```

%             img_objmiring1_fa.elem_data=
img_objmiring1_fa.elem_data + (0.28)*mean(ff1,3);
%             img_objmiring1_fb.elem_data=
img_objmiring1_fb.elem_data + (0.35)*mean(ff1,3);
%             img_objmiring1_fa.elem_data=
img_objmiring1_fa.elem_data + (0.28+(127581i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);
%             img_objmiring1_fb.elem_data=
img_objmiring1_fb.elem_data + (0.35+(11064i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);

% figure;show_fem(fmdl_obj,[0,1,0]);
% xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
% view(0,90)
%
%             figure();
% %             subplot(1,2,1);
%             img_objmiring1_fa.calc_colours.component
= 'real';
%             img_objmiring1_fa.calc_colours.ref_level
= 0.3;
%             img_objmiring1_fa.calc_colours.clim=
0.2;
%             show_fem(img_objmiring1_fa,[0,1,0]);
%             xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
%             eidors_colourbar(img_objmiring1_fa);
%             view(0,90)

img_objmiring1_fa.stimulation = stimx;
img_objmiring1_fa.fwd_model.stimulation = stimx;
vobj_fa = fwd_solve(img_objmiring1_fa);
% figure;plot(abs(vobj_fa.meas))

img_objmiring1_fb.stimulation = stimx;
img_objmiring1_fb.fwd_model.stimulation = stimx;
vobj_fb = fwd_solve(img_objmiring1_fb);
% figure;plot(abs(vobj_fb.meas))

%% Add noise
%     SNR = 15;
vref_fa_noise = vref_fa;
s = real(vref_fa_noise.meas);
Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vref_fa_noise.meas);
%     Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;

```

```

        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

        vref_fb_noise = vref_fb;
s = real(vref_fb_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

        s = imag(vref_fb_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vref_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

        vobj_fa_noise = vobj_fa;
s = real(vobj_fa_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

        s = imag(vobj_fa_noise.meas);
%       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector

```

```

vobj_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

vobj_fb_noise = vobj_fb;
s = real(vobj_fb_noise.meas);
% Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
% Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

s = imag(vobj_fb_noise.meas);
% Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
% Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
vobj_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

% figure;
% plot(s,'r');hold on
% plot(sx,'-b')

%% Analysis Ratiometric
[MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa_real_noise,
vobj_fb_real_noise, vref_fa_real_noise, vref_fb_real_noise,...
vobj_fa_imag_noise, vobj_fb_imag_noise,
vref_fa_imag_noise, vref_fb_imag_noise);
% [MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa, vobj_fb,
vref_fa, vref_fb);

MIXt(:,indexLoop) = reshape(MIX,8*8,1);
RIXt(:,indexLoop) = reshape(RIX,8*8,1);
IMIXt(:,indexLoop) = reshape(IMIX,8*8,1);
LabelMargin(indexLoop,1) = {'Diagonal'};
% figure;plot((MIX))
% figure;plot((RIX))
% figure;plot((IMIX))
%
% figure; plot(mean(RIX));hold on;plot(std(RIX),'-r')
% figure; errorbar(mean(RIX),std(RIX),'x');
% figure;plot(var(RIX),'-r')
% hold on
% plot(RIX)
%
% %% Analysis Inflection point-A
% fy = mean(RIX);

```

```

        %      ft = linspace(1,8,8);
        %      %      dly = gradient(fy,ft);
% Numerical Derivative
        %      %      d2y = gradient(dly,ft);
% Numerical Second Derivative
        %      %      t_infl = interp1(dly, ft, max(dly));
% Find 't' At Maximum Of First Derivative
        %      %      y_infl = interp1(ft, fy, t_infl);
% Find 'y' At Maximum Of First Derivative
        %      %      slope = interp1(ft, dly, t_infl);
% Slope Defined Here As Maximum Of First Derivative
        %      %      intcpt = y_infl - slope*t_infl;
% Calculate Intercept
        %      %      tngt= slope*ft + intcpt;
% Calculate Tangent Line
        %      %
        %      %      figure(idx);
        %      %      subplot(1,2,2)
        %      %      plot(ft, fy)
        %      %      hold on
        %      %      % plot(ft, dly, '-.m',    ft, d2y, '--c')
% Plot Derivatives (Optional)
        %      %      plot(ft,tngt,  '-r', 'LineWidth',1)
% Plot Tangent Line
        %      %      plot(t_infl,  y_infl,'bp')
% Plot Maximum Slope
        %      %      hold off
        %      %      grid
        %      %      legend('fy(t)', 'fy(ft) Fit', 'dfy/dft',
'd^2fy/dft^2', 'Tangent', 'Location','E')
        %      %      axis([xlim    min(min(fy),intcpt(idx))
ceil(max(fy))])
        %      %      axis([0.5 1 1 8]);axis square
        %
        %% Analysis Inflection point-B
        %      xx = (ft);
        %      df1=gradient(fy,xx);
        %      df2=gradient(df1,xx);
        %      id=sign(df2);
        %      idd=strfind(id,[-1 1]);
        %      inflexionP=ft(idd+1);
        %
        %      figure(idx);
        %      subplot(1,2,2)
        %      plot(ft, fy)
        %      hold on
        %      plot(inflexionP,fy(idd+1),'bp');
        indexLoop=indexLoop+1;
    end
end
end
%%-----
-----

%%-----
-----

```



```

%%% Object 2_miring
D_rot = linspace(2,88,20);
DY = linspace(-0.026,0.026,20);
for DYidx = 1:20
    for idx=D_rot
        for SNR = [50,60,70,80,90]
            clear img_objmiring2_fa img_objmiring2_fb
            %         img_objmiring2_fa= mk_image(fmdl, 0.1);
            %         img_objmiring2_fb= mk_image(fmdl, 0.17);
            img_objmiring2_fa= mk_image(fmdl, 0.1 + (127581i *
8.854e-12));
            img_objmiring2_fb= mk_image(fmdl, 0.17 + (11064i *
8.854e-12));

            xyzm= interp_mesh( fmdl, 1);
            x_xyzm= xyzm(:,1,:); y_xyzm= xyzm(:,2,:); z_xyzm=
xyzm(:,3,:);
            % conductive target
            ff1 = (tand(idx)*x_xyzm + y_xyzm > DY(DYidx)) ;
            %         img_objmiring2_fa.elem_data=
img_objmiring2_fa.elem_data + (0.28)*mean(ff1,3);
            %         img_objmiring2_fb.elem_data=
img_objmiring2_fb.elem_data + (0.35)*mean(ff1,3);
            img_objmiring2_fa.elem_data=
img_objmiring2_fa.elem_data + (0.28+(127581i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);
            img_objmiring2_fb.elem_data=
img_objmiring2_fb.elem_data + (0.35+(11064i * 8.854e-
12))*mean(ff1,3);

            % figure;show_fem(fmdl_obj, [0,1,0]);
            % xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
            % view(0,90)
            %
            %         figure(idx);
            %         subplot(1,2,1);
            %         img_objmiring1_fa.calc_colours.ref_level
= 0.3;
            %         img_objmiring1_fa.calc_colours.clim=
0.2;
            %         show_fem(img_objmiring1_fa, [0,1,0]);
            %         xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');
            %         eidors_colourbar(img_objmiring1_fa);
            %         view(0,90)

            img_objmiring2_fa.stimulation = stimx;
            img_objmiring2_fa.fwd_model.stimulation = stimx;
            vobj_fa = fwd_solve(img_objmiring2_fa);
            % figure;plot(abs(vobj_fa.meas))

            img_objmiring2_fb.stimulation = stimx;
            img_objmiring2_fb.fwd_model.stimulation = stimx;
            vobj_fb = fwd_solve(img_objmiring2_fb);
            % figure;plot(abs(vobj_fb.meas))

```

```

        %% Add noise
        %       SNR = 15;
        vref_fa_noise = vref_fa;
        s = real(vref_fa_noise.meas);
        Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
        Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vref_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

        s = imag(vref_fa_noise.meas);
        %       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
        %       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vref_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

        vref_fb_noise = vref_fb;
        s = real(vref_fb_noise.meas);
        %       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
        %       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vref_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

        s = imag(vref_fb_noise.meas);
        %       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
        %       Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
        K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor xdB SNR
        New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
        vref_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

        vobj_fa_noise = vobj_fa;
        s = real(vobj_fa_noise.meas);
        %       Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
        Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power

```

```

%           Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
    K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor   xdB SNR
    New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
    vobj_fa_real_noise.meas = s + New_Noise';

    s = imag(vobj_fa_noise.meas);
%           Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%           Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
    K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor   xdB SNR
    New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
    vobj_fa_imag_noise.meas = s + New_Noise';

    vobj_fb_noise = vobj_fb;
    s = real(vobj_fb_noise.meas);
%           Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%           Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
    K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor   xdB SNR
    New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
    vobj_fb_real_noise.meas = s + New_Noise';

    s = imag(vobj_fb_noise.meas);
%           Noise = randn(1,length(s)); % Generate initial noise;
Signal_Power = sum(abs(s).*abs(s))/length(s); % Signal
Power
%           Noise_Power = sum(abs(Noise).*abs(Noise))/length(s); %
Noise Power
    K = (Signal_Power/Noise_Power)*10^(-SNR/10); % Scale
factor   xdB SNR
    New_Noise = sqrt(K)*Noise; % Change Noise vector
    vobj_fb_imag_noise.meas = s + New_Noise';

%           figure;
%           plot(s,'r');hold on
%           plot(sx,'-b')

%% Analysis Ratiometric
[MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa_real_noise,
vobj_fb_real_noise, vref_fa_real_noise, vref_fb_real_noise,...
vobj_fa_imag_noise, vobj_fb_imag_noise,
vref_fa_imag_noise, vref_fb_imag_noise);
%           [MIX, RIX, IMIX] = calc_ratiometric(vobj_fa, vobj_fb,
vref_fa, vref_fb);

```

```

MIXt(:,indexLoop) = reshape(MIX,8*8,1);
RIXt(:,indexLoop) = reshape(RIX,8*8,1);
IMIXt(:,indexLoop) = reshape(IMIX,8*8,1);
LabelMargin(indexLoop,1) = {'Diagonal'};
%     figure;plot((MIX))
%     figure;plot((RIX))
% figure;plot((IMIX))
%
%     figure; plot(mean(RIX));hold on;plot(std(RIX),'-r')
%     figure; errorbar(mean(RIX),std(RIX),'x');
%     %     figure;plot(var(RIX),'-r')
%     hold on
%     plot(RIX)
%
%     %% Analysis Inflection point-A
%     fy = mean(RIX);
%     ft = linspace(1,8,8);
%     %     dly = gradient(fy,ft);
% Numerical Derivative
%     %     d2y = gradient(dly,ft);
% Numerical Second Derivative
%     %     t_infl = interp1(dly, ft, max(dly));
% Find 't' At Maximum Of First Derivative
%     %     y_infl = interp1(ft, fy, t_infl);
% Find 'y' At Maximum Of First Derivative
%     %     slope = interp1(ft, dly, t_infl);
% Slope Defined Here As Maximum Of First Derivative
%     %     intcpt = y_infl - slope*t_infl;
% Calculate Intercept
%     %     tngt= slope*ft + intcpt;
% Calculate Tangent Line
%     %
%     %     figure(idx);
%     %     subplot(1,2,2)
%     %     plot(ft, fy)
%     %     hold on
%     %     % plot(ft, dly, '-.m',    ft, d2y, '--c')
% Plot Derivatives (Optional)
%     %     plot(ft,tngt, '-r', 'LineWidth',1)
% Plot Tangent Line
%     %     plot(t_infl, y_infl,'bp')
% Plot Maximum Slope
%     %     hold off
%     %     grid
%     %     legend('fy(t)', 'fy(ft) Fit', 'dfy/dft',
'd^2fy/dft^2', 'Tangent', 'Location','E')
%     %     axis([xlim    min(min(fy),intcpt(idx))
ceil(max(fy))]])
%     %     axis([0.5 1 1 8]);axis square
%
%     %% Analysis Inflection point-B
%     xx = (ft);
%     df1=gradient(fy,xx);
%     df2=gradient(df1,xx);
%     id=sign(df2);
%     idd=strfind(id,[-1 1]);

```

```


        %     inflexionP=ft(idd+1);
        %
        %     figure(idx);
        %     subplot(1,2,2)
        %     plot(ft, fy)
        %     hold on
        %     plot(inflexionP,fy(idd+1),'bp');
        indexLoop=indexLoop+1;
    end
end
end

dataset = table(RIXt',IMIXt',LabelMargin);

% %% Reconstruction
%
% %% Reconstruction Model type #1
%
% fmdl.stimulation = stimx;
% fmdl.fwd_model.stimulation = stimx;
% J = calc_jacobian( calc_jacobian_bkgnd( fmdl ) );
% iRtR = inv(prior_noser( fmdl ));
% hp = 0.5;
% iRN = hp^2 * speye(size(J,1));
% RM = iRtR*J'/(J*iRtR*J' + iRN);
% fmdl.solve = @solve_use_matrix;
% fmdl.solve_use_matrix.RM = RM;
%
% imgr = inv_solve(fmdl, vimg_hom_sim.meas, vimg_sim.meas);
% % imgr.calc_colours.ref_level = 0; % difference imaging
% % imgr.calc_colours.greylev = -0.05;
%
figure;show_fem(imgr);eidors_colourbar(imgr);set(gca,'FontSize',10)
)
% figure;show_fem_enhanced(imgr,[0,0]);axis
tight;xlabel('X');ylabel('Y');zlabel('Z');view(-
20,30);eidors_colourbar(imgr);set(gca,'FontSize',10)
% figure;show_3d_slices(imgr,-0.01,0,[-0.5 0 0.5]);
eidors_colourbar(imgr);set(gca,'FontSize',10);axis tight;

```

Lampiran 3. Usulan tema skripsi



UNIVERSITAS PGRI SEMARANG
FAKULTAS PENDIDIKAN MIPA DAN TEKNOLOGI INFORMASI
 PROGDI : PENDIDIKAN MATEMATIKA, BIOLOGI, FISIKA DAN TEKNOLOGI INFORMASI
 Jalan Lontar Nomor 1 (Sidodadi Timur) Telepon (024) 8316377 Fax. (024) 8448217 Semarang

USULAN TEMA SKRIPSI

Yth. Ketua Program Studi

1. Pendidikan Matematika
2. Pendidikan Biologi
3. Pendidikan Fisika
4. Pendidikan Teknologi Informasi

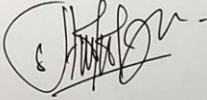
Dengan hormat,
 Yang bertanda tangan dibawah ini,
 Nama : Sulistia
 NPM : 20330009
 Program Studi/ Smt. : Pendidikan Fisika / semester 8

bermaksud mengajukan tema skripsi dengan judul:

ANALISIS KOMPUTASI SPEKTROSKOPI IMPEDANSI
 LISTRIK UNTUK DETEKSI JARINGAN MARGIN DI
 LAPAROSKOPI RESEKSI HATI


Semarang, 15 September 2023

Yang mengajukan,

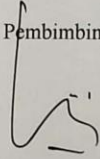

 Sulistia
 20330009

Menyetujui,

Pembimbing I



Pembimbing II


 - Wawan Kurniawan

Lampiran 4. Lembar bimbingan



UNIVERSITAS PGRI SEMARANG
FAKULTAS PENDIDIKAN MIPA DAN TEKNOLOGI INFORMASI
 Kampus: Jl. Dr.Cipto – Sidodadi Timur No. 24 Semarang Indonesia
 Telp. (024)8316377 Faks.(024)8448217 Email:upgrismg@gmail.comHomepage: www.upgris.ac.id

LEMBAR PEMBIMBINGAN SKRIPSI

Nama Mahasiswa : Sulistia
 NPM : 20330009
 Prodi : Pendidikan Fisika
 Judul Skripsi : "ANALISIS KOMPUTASI IMPEDANSI LISTRIK
 SPEKTROSKOPI UNTUK DETEKSI JARINGAN
 MARGIN DI LAPAROSKOPI RESEKSI HATI"
 Dosen Pembimbing I : Joko Saefan S.Si., M.Sc
 Dosen Pembimbing II : Wawan Kurniawan, S.Si., M.Si

No.	Hari, Tanggal	Uraian Bimbingan	Paraf
1.	Jum'at, 15/09/2023	Pengajuan judul	
2.	Selasa, 19/09/2023	Bimbingan proposal	
3.	Kamis, 5/10/2023	Bimbingan proposal	
4.	Rabu, 25/10/2023	Bimbingan proposal	
5.	Senin, 26/02/2024	Bimbingan Bab 3	
6.	Jum'at, 1/03/2024	Bimbingan Bab 4	
7.	Senin, 4/03/2024	Bimbingan Skripsi / jurnal	
8.	Rabu, 6/03/2024	Bimbingan Skripsi	
9.	Jum'at, 15/03/2024	Bimbingan Bab 4	
10.	Rabu, 26/03/2024	Bimbingan Bab 5	
11.	Jum'at, 19/04/2024	Bimbingan Draft lengkap	
12.	Senin, 22/04/2024	Siap sidang skripsi	

Dosen Pembimbing II,

Joko Saefan S.Si., M.Sc
 NIDN 0620078101

Mahasiswa,

Sulistia
 NPM 20330009

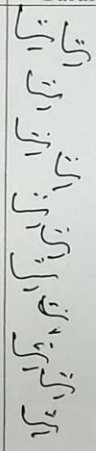


UNIVERSITAS PGRI SEMARANG
FAKULTAS PENDIDIKAN MIPA DAN TEKNOLOGI INFORMASI

Kampus: Jl. Dr.Cipto – Sidodadi Timur No. 24 Semarang Indonesia
 Telp. (024)8316377 Faks.(024)8448217 Email:upgrismg@gmail.comnHomepage: www.upgris.ac.id

LEMBAR PEMBIMBINGAN SKRIPSI

Nama Mahasiswa : Sulistia
 NPM : 20330009
 Prodi : Pendidikan Fisika
 Judul Skripsi : "ANALISIS KOMPUTASI SPEKTROSKOPI IMPEDANSI
 LISTRIK : UNTUK DETEKSI JARINGAN MARGIN DI
 LAPAROSKOPI RESEKSI HATI"
 Dosen Pembimbing I : Joko Saefan S.Si., M.Sc
 Dosen Pembimbing II : Wawan Kurniawan, S.Si., M.Si

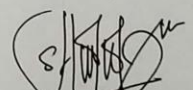
No.	Hari, Tanggal	Uraian Bimbingan	Paraf
1.	Kamis, 14/09/2023	Pengajuan Judul	
2.	Senin, 18/09/2023	Bimbingan Proposal	
3.	Rabu, 04/10/2023	Bimbingan Proposal	
4.	Selasa, 24/10/2023	Acc Proposal	
5.	Selasa, 27/02/2024	Bimbingan BAB 4	
6.	Senin, 04/03/2024	Acc BAB 4	
7.	Rabu, 06/03/2024	Bimbingan BAB 5	
8.	Jum'at, 15/03/2024	Bimbingan BAB 5	
9.	Selasa, 25/03/2024	Acc BAB 5	
10.	Kamis, 04/04/2024	Bimbingan Draft Lengkap	
11.	Kamis, 18/04/2024	Acc Bimbingan Draft Lengkap	
12.	Jum'at, 19/04/2024	Siap Sidang Skripsi	

Dosen Pembimbing II,



Wawan Kurniawan, S.Si., M.Si
 NIDN 0629118101

Mahasiswa,



Sulistia
 NPM 20330009