

**STUDI PENCITRAAN 3D BROADMANN AREA  
BERBASIS SINYAL EEG  
UNTUK AKTIVITAS TANGAN MENGGENGAM  
DENGAN METODE ICA-eLORETA**

**TUGAS AKHIR**



Oleh

Angga Bayu Prakhosha - 13316023

Simon Willyanto Laufried - 13316086

**PROGRAM STUDI TEKNIK FISIKA  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG  
2020**

**ABSTRAK**

**STUDI PENCITRAAN 3D BROADMANN AREA**

**BERBASIS SINYAL EEG**

**UNTUK AKTIVITAS TANGAN MENGGENGAM**

**DENGAN METODE ICA-eLORETA**

Oleh  
**Angga Bayu Prakhosha - 13316023**  
**Simon Willyanto Laufried - 13316086**

**(Program Studi Teknik Fisika)**

Rehabilitasi stroke merupakan sarana yang dapat dilakukan untuk mengembalikan kemampuan motorik pasien penderita stroke. Selama proses rehabilitasi, umpan balik pasien terhadap perlakuan rehabilitasi dibutuhkan untuk mengetahui perkembangan pasien. Untuk mendapatkan umpan balik tersebut, digunakan instrumen pengukuran yang dapat mengukur aktivitas otak.

Instrumen yang dapat digunakan untuk mengukur aktivitas otak antara lain *electroencephalogram* (EEG), *functional Magnetic Resonance Imaging* (fMRI), *Magnetoencephalogram* (MEG), dan masih banyak lagi. Di antara instrumen-instrumen tersebut, EEG merupakan instrumen yang berpotensi secara mobilitas dan terjangkau untuk digunakan dalam pengukuran aktivitas otak. Akan tetapi, instrumen EEG hanya mampu mengukur aktivitas otak hingga pada ketebalan tertentu dari permukaan kepala. Untuk itu diperlukan suatu metode untuk melokalisasi aktivitas otak sehingga kualitas rehabilitasi stroke dapat ditingkatkan.

ICA-eLORETA merupakan metode yang dapat digunakan untuk melakukan pencitraan aktivitas otak secara 3D. ICA merupakan algoritma yang dapat digunakan untuk mendapatkan komponen paling independen dari suatu sinyal. eLORETA merupakan metode yang dapat digunakan untuk melakukan pencitraan otak berdasarkan model *volume conduction effect* di kepala.

Dalam tugas akhir ini, metode ICA-eLORETA digunakan untuk menentukan pencitraan aktivitas EEG gerakan tangan menggenggam secara 3D dari subjek kondisi normal. Subjek diminta untuk melakukan gerakan menggenggam tangan kanan dan kiri secara bergantian. Sinyal EEG diambil dalam sesi dengan mata subjek terbuka dan mata subjek tertutup. Di setiap sesinya terdapat masing-masing lima kali gerakan genggam tangan kanan dan gerakan genggam tangan kiri. Setelah sinyal didapat dilakukan pengolahan sinyal awal seperti pemotongan sinyal, penerapan filter, penggantian referensi sinyal menjadi rata-rata, dan *principal component analysis*. Setelah dilakukan pengolahan awal, dilakukan ICA pada

sinyal untuk mendapatkan komponen-komponen independen penyusun sinyal pengukuran. Dari komponen-komponen sinyal yang didapatkan, dipilih komponen-komponen yang berpotensi menjadi aktivitas tangan menggenggam. Terakhir, dilakukan eLORETA untuk mendapatkan peta pencitraan aktivitas EEG berkaitan dengan gerakan tangan menggenggam secara 3D.

Hasil dari ICA-eLORETA berupa densitas arus sumber kemudian dibandingkan dengan baseline pengukuran EEG secara statistik. ICA-eLORETA dapat melakukan lokalisasi aktivitas tangan menggenggam, hal ini dibuktikan dari uji statistik *Wilcoxon Signed Rank test*, yang menunjukkan adanya *event related desynchronization* (ERD) pada rentang frekuensi mu di bagian korteks motorik secara *contralateral*.

Kata kunci: EEG, ICA, eLORETA, ERD

## **ABSTRACT**

### **STUDY ON 3D IMAGING OF BROADMANN AREA FOR HAND GRIPPING ACTIVITY BASED ON EEG SIGNAL USING ICA-eLORETA**

By

**Angga Bayu Prakhosha      NIM: 13316023**

**Simon Willyanto Laufried      NIM: 13316086**

**(Engineering Physics Study Program)**

*Stroke rehabilitation is a method that can be taken by stroke patients to restore their motoric ability. During stroke rehabilitation, direct feedback from the patient's brain is needed to know how the patient recovered over time. To obtain direct feedback from the patient's brain, some measurement instruments can be used.*

*Some examples of those instruments are electroencephalogram (EEG), functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI), Magnetoencephalogram (MEG), etc. In many of those instruments, EEG has the potential in a manner of mobility and affordability to measure brain activity. However, the main drawback of EEG is that it can only measure brain activity until a certain level of thickness from the surface. So, a method to localize brain activity is needed to improve stroke rehabilitation.*

*ICA-eLORETA is a method to map brain activity in 3D format. ICA is an algorithm that can be used to obtain the most independent component of a measured signal. eLORETA is an algorithm to localize brain activity based on the volume conduction effect.*

*In this final project, ICA-eLORETA is used to localize hand grip movement EEG activity of a normal person. The subject was told to do certain hand grip movement alternately between his right hand and left hand. In every session, there are five right-hand movements and five left-hand movements. After the signal is obtained, we then preprocessed the signal using several techniques such as segmenting, filtering, re-referencing, and applying principal component analysis. ICA is then applied to the signal to obtain several independent components that made up the measured signal. Among those independent components, we choose certain components that have the potential to be a hand-grip movement activity. Lastly, we performed eLORETA to acquire EEG 3D mapping.*

*The result of ICA-eLORETA is a current density mapping which we then compared it to the baseline signal. ICA-eLORETA was shown successfully localize hand-grip movement according to the Wilcoxon signed-rank test.*

**Keywords: EEG, ICA, eLORETA, ERD**

**STUDI PENCITRAAN 3D IMAGING BROADMANN AREA  
BERBASIS SINYAL EEG UNTUK AKTIVITAS TANGAN  
MENGGENGAM DENGAN METODE ICA-eLORETA**

**HALAMAN PENGESAHAN**

Oleh

**Angga Bayu Prakhosha - 13316023**

**Simon Willyanto Laufried - 13316086**

**(Program Studi Teknik Fisika)**

Institut Teknologi Bandung

Menyetujui

Tim Pembimbing

Tanggal: 19 Agustus 2020

Pembimbing 1



Dr. Suprijanto, S.T., M.T.  
NIP. 197009021997011001

Pembimbing 2



Miranti Indar Mandasari, S.T., M.T., Ph.D.  
NIP. 198611152015042001

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis ucapkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa yang senantiasa melimpahkan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulisan laporan tugas akhir ini dapat diselesaikan. Laporan tugas akhir ini ditulis sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan Sarjana Program Studi Teknik Fisika ITB.

Penulis berterima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan bantuan dalam penyelesaian laporan tugas akhir ini. Secara khusus penulis berterima kasih kepada yang terhormat:

1. Dr. Suprijanto, S.T., M.T. selaku dosen pembimbing tugas akhir.
2. Miranti Indar Mandasari, S.T., M.T., Ph.D., selaku dosen pembimbing tugas akhir.
3. Dr.Ir. Eko Mursito Budi, M.T. selaku dosen penguji tugas akhir.
4. Dr.Ir. Suyatman, M.Eng. selaku dosen penguji tugas akhir.
5. Seluruh Dosen Program Studi Teknik Fisika ITB yang tidak mungkin penulis sebutkan namanya satu persatu.
6. Staff dan karyawan Program Studi Teknik Fisika ITB yang tidak mungkin penulis sebutkan namanya satu persatu.
7. Teman satu angkatan Teknik Fisika 2016.
8. Rekan-rekan penulis di Laboratorium Instrumentasi Medik Teknik Fisika.
9. Serta orang tua penulis yang senantiasa mendukung penulis dalam suka dan duka.

Semoga segala bantuan yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan tugas akhir ini dibalas sebaik-baiknya oleh Tuhan Yang Maha Esa. Penulis menyadari masih banyak kekurangan di dalam laporan tugas akhir ini. Oleh karena itu, kritik dan saran yang sifatnya membangun demi kesempurnaan akan penulis terima dengan senang hati. Semoga laporan tugas akhir ini menjadi karya yang berdampak dalam memajukan kemanusiaan.

Bandung, 8 Agustus 2020

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>ABSTRAK</b>	<b>i</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b>	<b>iv</b>
<b>KATA PENGANTAR</b>	<b>v</b>
<b>DAFTAR ISI</b>	<b>vi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR SINGKATAN DAN LAMBANG</b>	<b>xi</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Permasalahan	2
1.3 Tujuan dan Sasaran	3
1.4 Asumsi	3
1.5 Batasan	4
1.6 Diagram Alir Penelitian	4
1.7 Sistematika Penulisan Laporan Tugas Akhir	5
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	<b>6</b>
2.1 Electroencephalogram (EEG)	6
2.2 Daerah Brodmann	8
2.3 Dipol pada otak	12
2.4 Independent Component Analysis (ICA)	14
2.4.1 Algoritma FastICA	17
2.4.2 Parameter Stabilitas ICA	18
2.5 Lokalisasi sumber	20
2.5.1 Forward Solution exact-Low Resolution Brain Electromagnetic Tomography (eLORETA)	21
2.5.2 Inverse Solution exact-Low Resolution Brain Electromagnetic Tomography (eLORETA)	26
2.6 Metode ICA-eLORETA	31
2.7 Perangkat Lunak yang digunakan	31
2.7.1 EEGLAB	31

2.7.2 LORETA-KEY .....	32
<b>BAB III METODOLOGI .....</b>	<b>33</b>
3.1 Arsitektur Sistem.....	33
3.2 Metode.....	33
3.2.1 Pengambilan Data.....	33
3.2.2 Pengolahan Data.....	34
<b>BAB IV HASIL DAN ANALISIS .....</b>	<b>37</b>
4.1 Pengolahan Awal.....	37
4.2 Pengolahan ICA .....	38
4.3 Pengolahan eLORETA.....	40
4.3.1 Pembuatan data genggam dan data baseline .....	40
4.3.2 Pembuatan dan penggunaan RoI .....	42
4.4 Statistik eLORETA .....	43
4.4.1 Hasil Statistik pengolahan eLORETA .....	43
4.4.2 Pengujian hasil statistik eLORETA .....	46
<b>BAB V KESIMPULAN .....</b>	<b>49</b>
5.1 Kesimpulan.....	49
5.2 Saran.....	49
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>50</b>
<b>Lampiran .....</b>	<b>56</b>
A.1 Hasil ICA gerakan tangan kanan menggenggam .....	56
A.2 Hasil ICA gerakan tangan kiri menggenggam .....	56



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Diagram alir pengerjaan tugas akhir .....	4
Gambar 2.1 Posisi Elektroda Standar International 10-20 (sumber: [21] [22]).....	7
Gambar 2.2 ERD/ERS pada gerakan jari tangan kanan (sumber: [23]) .....	8
Gambar 2.3 Penampang otak (sumber: [13]) .....	9
Gambar 2.4 Pembagian lobus otak (sumber: [20]) .....	10
Gambar 2.5 (a) Lapisan neocortex, (b) Peta Broadmann (sumber: [20]).....	10
Gambar 2.6 Lokalisasi fungsi primary motor cortex (M1) (sumber: [22]).....	12
Gambar 2.7 Lokalisasi fungsi pre motor area (PMA) dan Supplementary motor area (SMA) (sumber: [21]).....	12
Gambar 2.8 Beberapa jenis dipol arus listrik pada otak (Sumber: [26]).....	13
Gambar 2.9 Equivalent Current Dipole (ECD) (Sumber: [26]).....	13
Gambar 2.10 Ilustrasi prinsip kerja ICA. Dua buah sinyal sumber (kiri) dikombinasikan secara linier menjadi sinyal pengukuran (tengah). Algoritma ICA berusaha untuk mendapatkan kembali kedua sinyal independen tersebut. ....	14
Gambar 2.11 Ilustrasi berbagai bentuk fungsi densitas probabilitas dengan kurtosis yang berbeda. Fungsi densitas probabilitas gaussian memiliki kurtosis bernilai 0. (Sumber: [29]).....	15
Gambar 2.12 Beberapa fungsi densitas probabilitas dengan nilai entropy 0.6926 (kiri), 1.6315 (tengah), dan 0.4913 (kanan) .....	16
Gambar 2.13 Ilustrasi perhitungan jarak kluster .....	20
Gambar 2.14 Forward problem dan inverse problem EEG (Sumber: [34]).....	21
Gambar 2.15 Solusi dengan model BEM (Sumber: [39] [40] [41]) .....	24
Gambar 2.16 Hasil LORETA dengan model kepala biasa (Sumber: [43]).....	26
Gambar 2.17 Hasil eLORETA dengan model kepala nyata (sumber: [48]) .....	29
Gambar 2.18 Visualisasi Metode ICA-eLoreta (Sumber: [49]) .....	31
Gambar 2.19 Tampilan laman depan perangkat lunak LORETA-KEY .....	32
Gambar 3.1 Arsitektur sistem pengukuran EEG.....	33
Gambar 3.2 <i>Flowchart</i> program pengolahan data.....	35
Gambar 4.1 Fast fourier transform gerakan tangan menggenggam kiri (kiri) dan gerakan tangan menggenggam kanan (kanan). ....	37
Gambar 4.2 Topoplot hasil ICA aktivitas tangan menggenggam kanan komponen 2,4, 6, dan 11. ....	38
Gambar 4.3 Topoplot hasil ICA aktivitas tangan menggenggam kiri komponen 4, 7, 8, 10, 11, dan 13. ....	39
Gambar 4.4 Hasil Lokalisasi sumber eLORETA tangan kanan (a) komponen 2, (b) komponen 4, (c) komponen 6, (d) komponen 11 .....	41
Gambar 4.5 Hasil Lokalisasi sumber eLORETA tangan kiri (a) komponen 4, (b) komponen 7, (c) komponen 8, (d) komponen 10, (e) komponen 11, (f) komponen 12 .....	42
Gambar 4.6 RoI Lokalisasi EEG (a) BA4 tangan kanan, (b) BA6 tangan kanan, (c) BA4 tangan kiri, (d) BA6 tangan kiri.....	43

Gambar 4.7 Grafik serial waktu densitas arus terlokalisasi BA4 dan BA6 (a) baseline kanan BA4, (b) genggam kanan BA4, (c) baseline kanan BA6, (d) genggam kanan BA6 , (e) baseline kiri BA4. (f) genggam kiri BA4, (g) baseline kiri BA6, (h) genggam kiri BA6 .....	45
Gambar 4.8 Grafik korelasi silang densitas arus terlokalisasi BA4 dan BA6 (a) baseline kanan BA4 dan genggam kanan BA4, (b) baseline kiri BA4 dan genggam kiri BA4, (c) baseline kanan BA6 dan genggam kanan BA6, (d) baseline kiri BA6 dan genggam kiri BA6 .....	46
Gambar 4.9 Grafik batang densitas arus terlokalisasi BA4 dan BA6 (a) baseline kanan BA4, (b) genggam kanan BA4, (c) baseline kanan BA6, (d) genggam kanan BA6 , (e) baseline kiri BA4. (f) genggam kiri BA4, (g) baseline kiri BA6, (h) genggam kiri BA6.....	48

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Klasifikasi Gelombang Otak (Sumber: [17] [19]) .....	6
Tabel 3.1 Prosedur Aktivitas Subjek Saat Pengambilan Data .....	34
Tabel 4.1 Indeks kualitas hasil ICA untuk tangan kanan menggenggam dan tangan kiri menggenggam. ....	39
Tabel 4.2 Hasil Statistik pengolahan eLORETA .....	44
Tabel 4.3 Hasil Uji Statistik pengolahan eLORETA .....	48

## DAFTAR SINGKATAN DAN LAMBANG

SINGKATAN	Nama	Pemakaian pertama kali pada halaman
EEG	<i>electroencephalogram</i>	1
MRI	<i>Magnetic Resonance Imaging</i>	1
PET	<i>Positron emission Tomography</i>	1
MNI	<i>Montreal Neurologi Institute</i>	3
ERD	<i>Event Related Desynchronization</i>	7
ERS	<i>Event Related Synchronization</i>	7
CNS	Central Nervous System	8
BA4	<i>Broadmann area 4</i>	11
BA6	<i>Brodmann area 6</i>	11
M1	<i>Primary Motor Cortex</i>	11
PMA	<i>Premotor Cortex</i>	11
SMA	<i>Supplementary Motor Area</i>	12
ECD	<i>Equivalent Current Dipole</i>	13
ICA	<i>Independent Component Analysis</i>	14
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>	17
JADE	<i>Joint Approximation Diagonalization of Eigen Matrix</i>	18
CSF	<i>Cerebrospinal Fluid</i>	20
eLORETA	<i>Exact-Low-Resolution Brain electromagnetic Tomography</i>	22
BEM	<i>Boundary Element Method</i>	25
FEM	<i>Finite Element Method</i>	25
FDM	<i>Finite Difference Method</i>	25
LORETA	<i>Low-Resolution Brain electromagnetic Tomography</i>	27
sLORETA	<i>Standardized-Resolution Brain electromagnetic Tomography</i>	29
RoI	<i>Region of Interest</i>	43
LAMBANG	Nama	Pemakaian pertama kali pada halaman
kurt()	Operator kurtosis	15
E{}	Ekspektasi	15
x	Sinyal Pengukuran	15
J()	Operator Negentropi	17
H()	Operator Entropi	17
x <sub>gauss</sub>	Sinyal Pengukuran dengan rata-rata 0 dan variance 1 berbentuk gaussian	17
x	Mariks sinyal pengukuran	17
A	Matriks Transformasi ICA	17

LAMBANG	Nama	Pemakaian pertama kali pada halaman
<b>S</b>	Matriks Sinyal Sumber	17
<b>D</b>	Matriks pseudo inverse dari transformasi ICA	18
$r_{ij}$	Koefisien matrik korelasi antar komponen	19
$\sigma_{ij}$	Koefisien matrik kesamaan	19
$d_{ij}$	Koefisien matrik ketidaksamaan	19
$I_q$	Indeks kualitas stabilitas ICA	19
$C_m$	Jumlah komponen hasil FastICA dalam klaster m	19
$C_{-m}$	Jumlah komponen hasil FastICA yang tidak dalam klaster m	19
<b><math>\Phi</math></b>	Matrik potential listrik di kulit kepala	20
<b>K</b>	Matrik <i>leadfield</i>	22
<b>J</b>	Matrik Densitas arus di sumber dalam kepala	22
<b>B</b>	Kuat medan magnet	23
<b>E</b>	Kuat Medan listrik	23
<b>I</b>	Matrik Densitas arus konduksi	22
$\rho_v$	Densitas Muatan Volume	23
$\mu_0$	Permeabilitas vakum	23
$\epsilon_0$	Permisivitas vakum	23
$\epsilon_r$	Permesivitas bahan	23
$\sigma$	Konduktivitas bahan	23
$V$	Potensial listrik	23
<b>I<sup>P</sup></b>	Matrik densitas arus oleh aktivitas otak	23
<b>I<sup>V</sup></b>	Matrik densitas arus oleh medan listrik	23
<b>S</b>	Kompartemen model batas	25
$V(r)$	Potensial listrik di r	25
$V_0(r)$	Potensial listrik di r untuk medium tak hingga	25
$dS$	Vektor tegak lurus S	25
$\sigma^+$	Konduktivitas dibagian luar S	25
$\sigma^-$	Konduktivitas dibagian dalam S	25
<b>V</b>	Matrik potensial listrik dipermukaan kulit kepala	25
<b>V<sub>0</sub></b>	Matrik potensial elektrik dipermukaan kulit kepala	25
<b>R</b>	Matrik koreksi potensial listrik karena S	25
<b>I<sub>d</sub></b>	Matrik Identitas	25
$\min      $	Operator minimasi	27
LAMBANG	Nama	Pemakaian pertama kali pada halaman
$\alpha$	Parameter regularisasi Tikhonov	27

<b>W</b>	Matrik2 Bobot definit positif	27
<b>( )<sup>+</sup></b>	Operator <i>Moore-Penrose pseudo Inverse</i>	27
<b>H</b>	Matrik <i>centering</i> dari <i>reference electrode</i>	29
<b>1</b>	Matrik Satu	27
<b>Ω</b>	Matrik diagonal bobot	27
<b>⊗</b>	Operator <i>Kronecker product</i>	27
<b>B</b>	Operator Laplacian	27
<b>M</b>	Lokasi densitas arus	27
<b>J'</b>	Densitas arus terstandarisasi	28
<b>S</b>	Variansi densitas arus	28
<b>Σ<sub>Φ</sub></b>	Potensial di kulit kepala	29
<b>Σ<sub>j</sub></b>	Densitas arus sumber	29
<b>Σ<sub>Φ</sub><sup>Noise</sup></b>	Derau pengukuran	29
<b>C</b>	Variabel buatan untuk mencari <b>W</b>	30

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Disabilitas motorik akibat stroke merupakan pelemahan yang terjadi pada tubuh manusia yang dapat mengganggu gerak anggota tubuh. Dalam rentang waktu tahun 2013 hingga tahun 2018, terdapat kenaikan pasien penderita stroke sebesar rata-rata 3% [1]. Kesulitan berjalan menjadi penyumbang disabilitas terbesar nomor dua dengan angka 3.76% setelah kesulitan melihat sebesar 6.36%. Selain itu sebanyak 1.30% penduduk umur 10 tahun ke atas penyandang disabilitas juga mengalami kesulitan untuk menggunakan/menggerakkan tangan. Terbatasnya fungsi motorik tubuh mengakibatkan terganggunya aktivitas sehari-hari. Rehabilitasi atau penggunaan alat bantu gerak dapat menjadi salah satu pilihan solusi untuk memudahkan aktivitas sehari-hari. Rehabilitasi motorik bertujuan untuk mengembalikan fungsi gerak motorik tubuh yang mengalami pelemahan untuk berfungsi kembali. Selama proses rehabilitasi, umpan balik pasien terhadap perlakuan rehabilitasi dibutuhkan untuk mengetahui perkembangan pasien [2].

Umpan balik untuk gerakan motorik didapatkan dari serangkaian aktivitas motorik yang dilakukan pasien. Namun untuk pasien dengan disabilitas hampir seluruh tubuh, akan sulit dilakukan pengukuran umpan balik melalui gerakan motorik [3]. Di sisi lain, alat bantu gerak yang digunakan diharapkan mampu untuk berjalan sesuai dengan apa yang diinginkan oleh pengguna atau langsung dari otak. Oleh karena itu dibutuhkan suatu alat untuk mengukur aktivitas otak manusia secara akurat sehingga memudahkan proses rehabilitasi dan penggunaan alat bantu gerak.

*Electroencephalograph* adalah salah satu alat pengukuran yang digunakan untuk mengukur aktivitas otak yang disebut EEG. Dibandingkan dengan metode pengukuran aktivitas otak lainnya, seperti *functional Magnetic Resonance Imaging* (fMRI) atau *Positron Emission Tomography* (PET), EEG memiliki kelebihan dalam mobilitas dan harga sehingga efisien jika digunakan untuk keperluan rehabilitasi atau digunakan bersamaan dengan alat bantu gerak [4].

Instrumentasi EEG pada prinsipnya mengukur potensial listrik pada dua titik di kepala secara *non-invasive*. Namun, instrumentasi EEG mempunyai kekurangan pada resolusi spasial pengukurannya, yaitu sekitar 5-9 cm [5]. Padahal, studi menunjukkan bahwa gerakan motorik tubuh merupakan hasil dari bagian wilayah otak yang teraktivasi, bukan hanya aktivitas yang dibaca pada beberapa titik elektroda saja [6]. Informasi mengenai bagian wilayah otak yang teraktivasi saat dilakukannya rehabilitasi penting untuk memudahkan tenaga medis mengkuantifikasi respon pasien.

Salah satu solusi untuk menyelesaikan masalah akurasi EEG adalah dengan melokalisasi sumber penyebab potensial listrik yang terekam oleh EEG atau dikenal dengan *inverse problem* [7] [8]. Hasil lokalisasi ini akan menunjukkan aktivitas otak pasien dengan kesalahan pengukuran yang kecil sehingga dapat digunakan sebagai informasi untuk keperluan rehabilitasi pasien.

ICA-eLORETA merupakan metode yang dapat digunakan untuk melokalisasi aktivitas EEG [9] [10] [11]. Metode ICA-eLORETA belum banyak digunakan di Indonesia untuk melokalisasi aktivitas EEG. Oleh karena itu tugas akhir ini diperlukan untuk mengaplikasikan penggunaan ICA-eLORETA secara nyata. Gerakan tangan menggenggam merupakan gerakan yang tidak terlalu kompleks sehingga cocok untuk digunakan sebagai tahap awal penggunaan ICA-eLORETA. Selain itu gerakan tangan menggenggam juga biasa digunakan sebagai sarana rehabilitasi pasien stroke [12].

## **1.2 Permasalahan**

Berdasarkan latar belakang tersebut, permasalahan yang diselesaikan pada tugas akhir ini yaitu:

1. Bagaimanakah pelaksanaan ICA-eLORETA sebagai metode untuk melokalisasi aktivitas otak berkaitan dengan gerakan tangan menggenggam?
2. Bagaimanakah peta topografi kepala hasil komponen ICA yang berhubungan dengan gerakan tangan menggenggam?



3. Bagaimanakah peta korteks otak hasil lokalisasi gerakan tangan menggenggam dengan metode ICA-eLORETA?
4. Bagaimanakah statistik dari hasil lokalisasi gerakan tangan menggenggam dengan metode ICA-eLORETA?

### **1.3 Tujuan dan Sasaran**

Adapun tujuan sasaran tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Membuat prosedur pelaksanaan ICA-eLORETA sebagai metode untuk melokalisasi aktivitas otak berkaitan dengan gerakan tangan menggenggam.
2. Menentukan peta topografi kepala hasil komponen ICA yang berhubungan dengan gerakan tangan menggenggam.
3. Menentukan peta korteks otak hasil lokalisasi gerakan tangan menggenggam dengan metode ICA-eLORETA.
4. Menentukan statistik dari hasil lokalisasi gerakan tangan menggenggam dengan metode ICA-eLORETA.

Sasaran dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Prosedur lokalisasi aktivitas otak berkaitan dengan gerakan tangan menggenggam.
2. Peta topografi kepala hasil komponen ICA yang berhubungan dengan gerakan tangan menggenggam
3. Peta aktivitas otak berkaitan dengan gerakan tangan menggenggam.
4. Hasil lokalisasi gerakan tangan menggenggam dengan metode ICA-eLORETA dievaluasi dengan uji statistik.

### **1.4 Asumsi**

Beberapa asumsi yang digunakan dalam tugas akhir ini yaitu:

1. Gerakan tangan menggenggam independen terhadap aktivitas tubuh lainnya dan jumlah komponen independen penyusun sinyal sama dengan jumlah kanal.

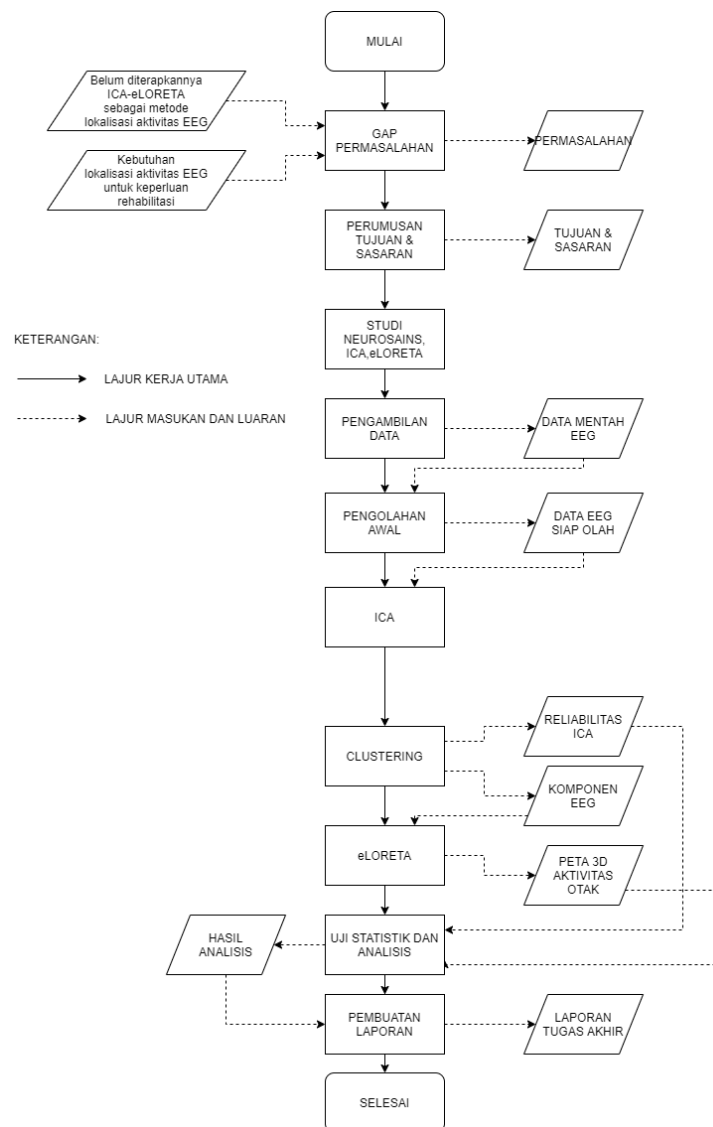
## 1.5 Batasan

Berikut beberapa batasan yang diperhatikan dalam pengerjaan tugas akhir ini:

1. Objek penelitian adalah aktivitas motorik subjek manusia kondisi sehat.
2. Lokalisasi sinyal dilakukan secara komputasi tanpa menginferensi pengukuran EEG.
3. Model kepala yang digunakan ialah model kepala rata-rata dari model *template* MNI (Montreal Neurologi Institute)

## 1.6 Diagram Alir Penelitian

Diagram alir penelitian tugas akhir ini ditunjukkan oleh Gambar 1.1



**Gambar 1.1** Diagram alir pengerjaan tugas akhir

Pada diagram alir tersebut, rangkaian tugas akhir ini dimulai dengan merumuskan permasalahan berdasarkan latar belakang kebutuhan lokalisasi aktivitas EEG untuk keperluan rehabilitasi dan belum diterapkannya metode ICA-eLORETA di Indonesia untuk menanggulangi kebutuhan tersebut. Selanjutnya disusun tujuan dan sasaran tugas akhir yang menjadi fokus tugas akhir. Studi pustaka dilakukan mengenai teori dan asumsi yang digunakan dalam neurosains serta tinjauan pustaka metode ICA dan eLORETA. Langkah selanjutnya adalah melakukan pengambilan data EEG yang kemudian dilakukan pengolahan awal agar data siap diolah lebih lanjut. eLORETA dilakukan pada data EEG yang telah diboboti dengan komponen terpercaya yang terpilih sesuai dasar teori, kemudian data dilihat secara statistik serta diuji secara statistik.

### **1.7 Sistematika Penulisan Laporan Tugas Akhir**

Laporan ini tersusun atas beberapa bagian. Pada pendahuluan diberikan latar belakang serta permasalahan yang menjadi fokus tugas akhir. Tinjauan pustaka memuat pengetahuan tentang neurosains yang dibutuhkan serta teori dari metode ICA dan eLORETA. Metodologi berisi tentang rangkaian metode yang digunakan pada tugas akhir ini. Di dalamnya juga terdapat mekanisme pengambilan data dan juga pengolahan data yang digunakan. Hasil dan analisis memuat data hasil pengolahan dan juga analisis penulis. Terakhir, kesimpulan berisi mengenai hal yang dapat disimpulkan oleh tugas akhir ini beserta saran untuk penelitian selanjutnya.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

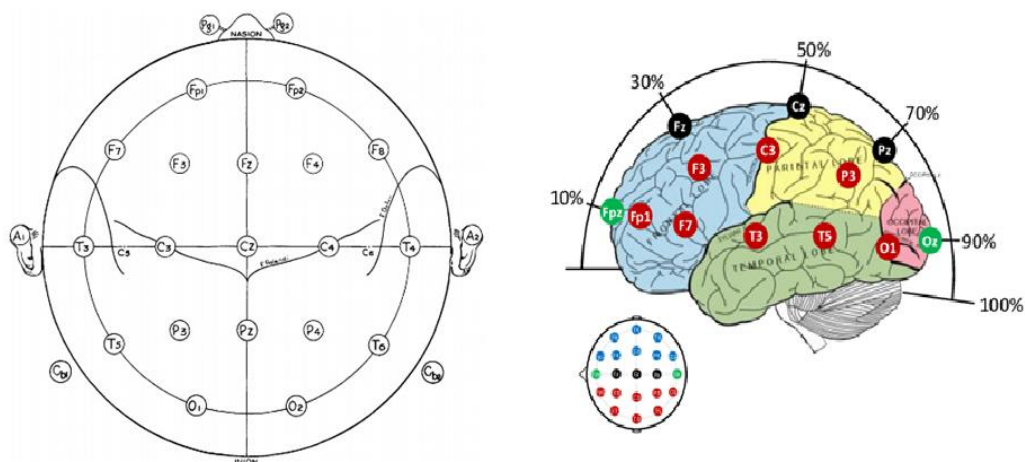
#### 2.1 Electroencephalogram (EEG)

EEG adalah rekaman osilasi gelombang tersinkronisasi dari potensial listrik yang di hasilkan oleh otak yang direkam dengan menggunakan elektroda pada kulit kepala manusia. Rekaman EEG pertama diambil oleh Hans Berger, seorang psikiatrik asal Jerman yang menunjukkan bahwa otak manusia menghasilkan potensial listrik yang hampir sinusoidal dalam keadaan terjaga [13] [14]. Prinsip pengukuran EEG memanfaatkan beda potensial dari 2 titik elektroda pada kulit kepala manusia. Propagasi dari gelombang otak harus melewati lapisan-lapisan seperti tulang, lemak, dll, sebelum sampai kepermukaan yang disebut sebagai *volume conduction effects* [13] [15].

Tabel 2.1 Klasifikasi Gelombang Otak (Sumber: [14] [16])

Rentang	Frekuensi (Hz)	Lokasi	Fungsi
Delta	< 4	Lobus Frontal pada orang dewasa, lobus posterior pada anak-anak	Keadaan tidur
Theta	4-7	Pada bagian otak yang tidak berhubungan dengan tangan	Keadaan setengah sadar/kelelahan
Alpha	8-15	Lobus Posterior, kedua lobus otak	Keadaan rileks, stimulus visual
Beta	16-31	Kedua lobus otak	Keadaan fokus
Gamma	>31	Kortek somatosensory	Sangat fokus, Keadaan pemrosesan stimulus ganda
Mu	8-15	Kortek Sensorimotor	Pergerakan motorneuron

Karakteristik EEG yang periodik membuat para ahli diawal tahun 1930 dan 1940 menyelidiki hubungan antara pola yang terlihat dari rekaman EEG dengan aktivitas pada level selular. **Tabel 2.1** memberikan rangkuman pola rekaman EEG berdasarkan frekuensi serta lokasi dan fungsi gelombang. Aktivitas motorik dan somatosensorik diklasifikasikan kedalam 2 rentang frekuensi yaitu frekuensi Mu (merupakan frekuensi alpha yang terjadi pada bagian korteks motorik) dan juga frekuensi Beta [16].

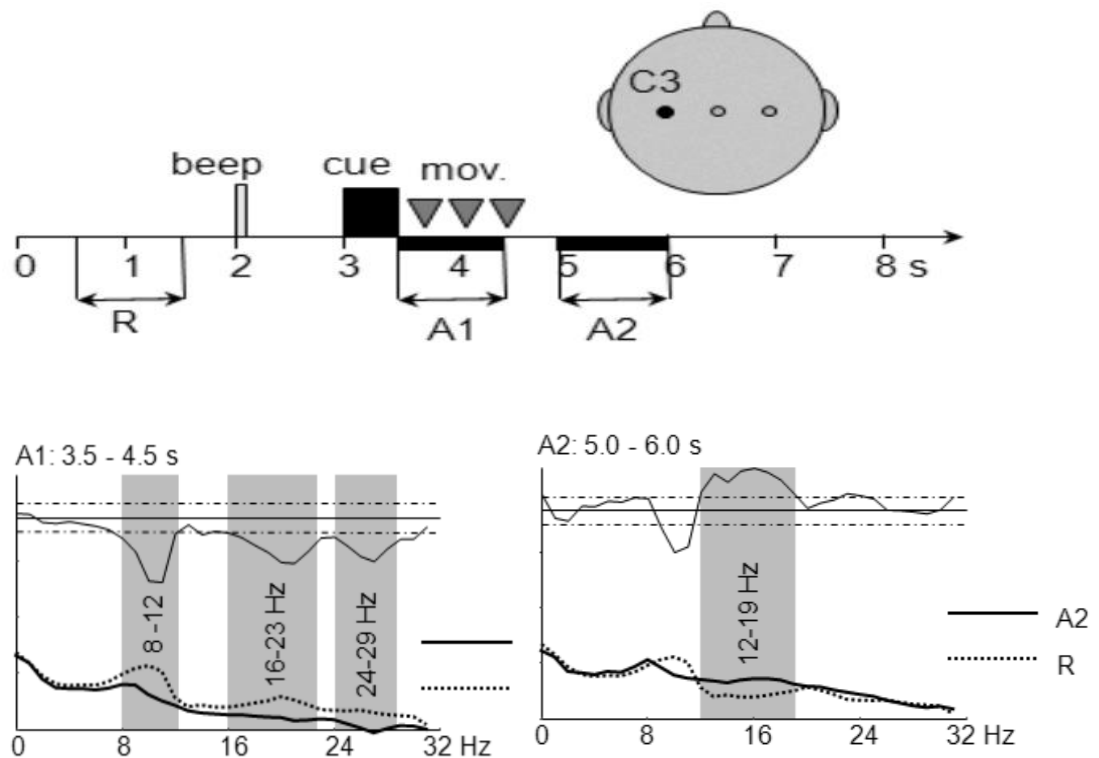


**Gambar 2.1** Posisi Elektroda Standar International 10-20 (sumber: [17] [18])

Posisi penempatan elektroda yang dipakai secara internasional adalah sistem 10-20 yaitu penempatan EEG pada jarak 10% dari titik terjauh, kemudian 20% hingga 10% lagi pada titik terakhir [19]. Penempatannya berdasarkan pembagian daerah lobus otak yang berada di bawahnya yaitu huruf FP untuk pre-frontal, F untuk frontal, C untuk central, P untuk parietal, O untuk osipital, dan T untuk temporal. Huruf ini diikuti oleh angka ganjil untuk *hemisphere* sebelah kiri dan genap untuk kanan serta Z khusus untuk bagian tengah. Aktivitas gerakan motorik berada pada lobus sentral yang elektroda diatasnya adalah Cz, C3 dan C4.

Aktivitas motorik ditandai dengan adanya *Event Related Desynchronization* (ERD) pada rentang frekuensi mu kemudian diikuti oleh *Event Related Synchronization* (ERS) pada rentang frekuensi beta. *Event Related Desynchronization* (ERD) merupakan suatu fenomena penurunan aktivitas ritmik otak berkaitan dengan suatu pengaruh baik dari dalam (gerakan sadar) otak maupun luar otak (penginderaan). Sebaliknya, *Event Related Synchronization* (ERS) merupakan suatu fenomena

kenaikan aktivitas ritmik otak. **Gambar 2.2** memberikan contoh hasil percobaan yang dilakukan oleh Pfurtscheller, dimana percobaan dilakukan dengan melakukan gerakan jari tangan kiri, dan diamati ERD pada kanal C3. Dapat dilihat saat adanya gerakan terjadi ERD pada frekuensi mu dan ERS pada frekuensi beta setelah gerakan selesai [20] [21].



**Gambar 2.2** ERD/ERS pada gerakan jari tangan kanan (sumber: [20])

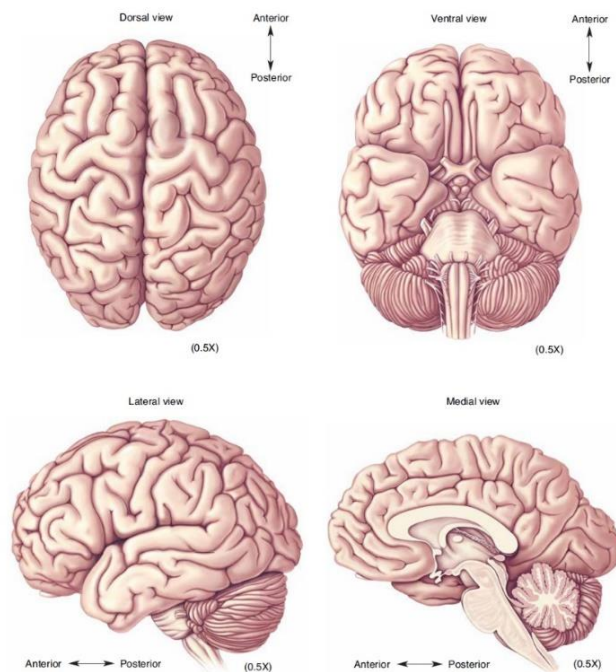
Akan tetapi saat dilakukan pengukuran, sinyal yang terukur pada elektroda EEG juga mengandung aktivitas lobus otak disekitarnya. Untuk mengatasi hal tersebut, akan dijelaskan lebih lanjut pada bagian *Independent Component Analysis* (ICA). Selain itu, terdapat penjaralan dari sumber ke elektroda melewati sumber dengan konduktivitas berbeda-beda. Hal ini akan dijelaskan lebih lanjut pada bagian lokalisasi sumber dengan *exact Low-Resolution Brain Electromagnetic Tomography* (eLORETA).

## 2.2 Daerah Brodmann

Sistem saraf pusat / *central nervous system* (CNS) merupakan bagian dari sistem saraf yang terbungkus oleh tulang yang terdiri dari otak dan sumsum tulang

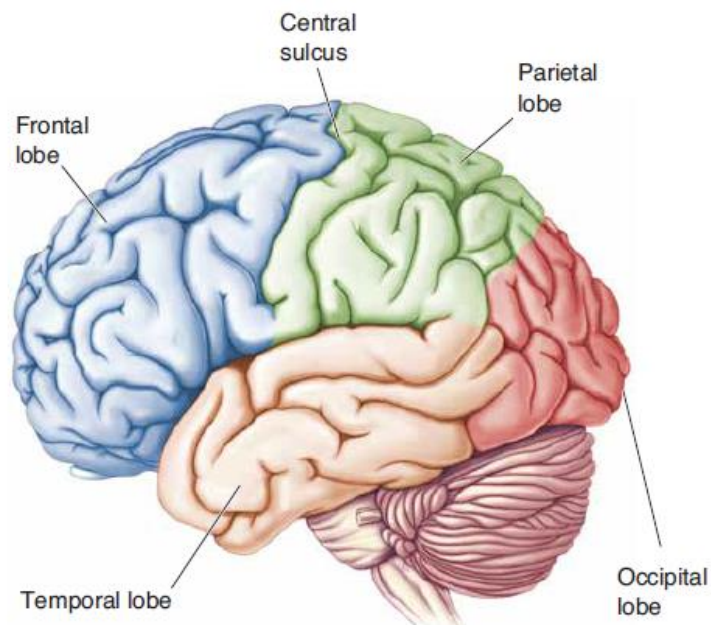
belakang [22]. Saraf yang menjalar di seluruh tubuh berperan sebagai jaringan yang mentransmisikan sinyal elektrik keluar dan masuk otak (*nerves as wires*) yang dibuktikan oleh Emil du Bois-Reymond pada 1865. Hal ini membuka pemahaman baru mengenai otak dan sistem saraf.

Anatomi otak dapat dilihat pada **Gambar 2.3** yang memberikan gambaran otak yang dilihat dari berbagai sisi di antaranya: *dorsal* memberikan gambaran bagian penampang atas otak, *ventral* memberikan gambaran penampang bawah otak, *lateral* memberikan gambaran penampang otak dari samping dan *medial* memberikan penampang otak dari samping yang telah dipotong pada bagian tengah otak. Pada penampang *dorsal* terlihat otak terdiri dari 2 buah bagian yang disebut *hemisphere* sisi kanan dan sisi kiri [22].



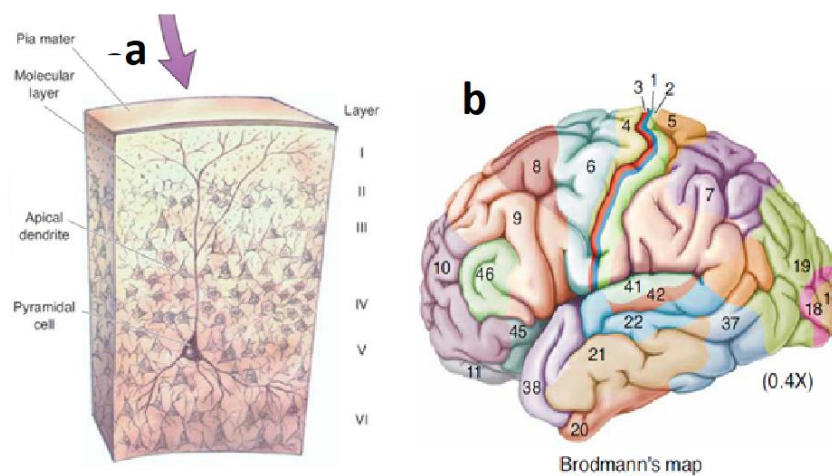
**Gambar 2.3** Penampang otak (sumber: [22])

Otak berdasarkan konvensi kemudian dibagi menjadi beberapa lobus, yang mempunyai peran dan fungsi-fungsi tertentu, lobus ini dinamai berdasarkan tulang tengkorak yang berada di atasnya, adapun lobus-lobus ini ialah lobus frontal, lobus sentral, lobus parietal, lobus temporal dan lobus occipital. Lobus yang biasa diamati saat pergerakan motorik ialah lobus sentral [22]



**Gambar 2.4** Pembagian lobus otak (sumber: [22])

Otak merupakan suatu organ kompleks yang terdiri dari banyak lapisan, **Gambar 2.5a** memberikan lapisan-lapisan otak dari luar yaitu *pia mater* kemudian *neocortex* yang terdiri dari 6 lapisan sel saraf yaitu *molecular layer*, *external granular layer*, *external pyramidal layer*, *internal granular layer*, *internal pyramidal layer*, dan *polymorphic layer*. Lapisan-lapisan ini dibentuk oleh sel-sel saraf yang saling terhubung satu sama lain dengan bentuk-bentuk dan ukuran tertentu yang berbeda antar lapisan (*cytoarchitectural*) [22].

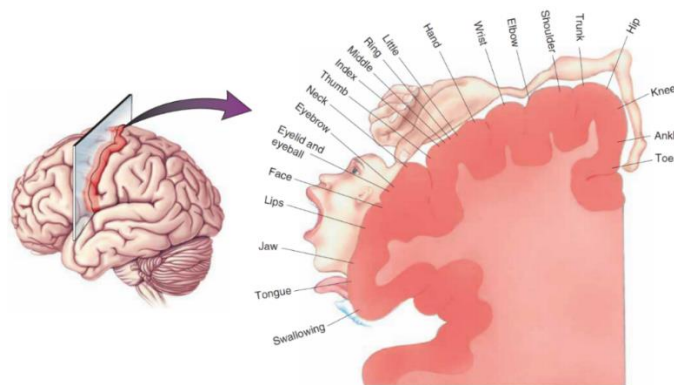


**Gambar 2.5** (a) Lapisan neocortex, (b) Peta Brodmann (sumber: [22])



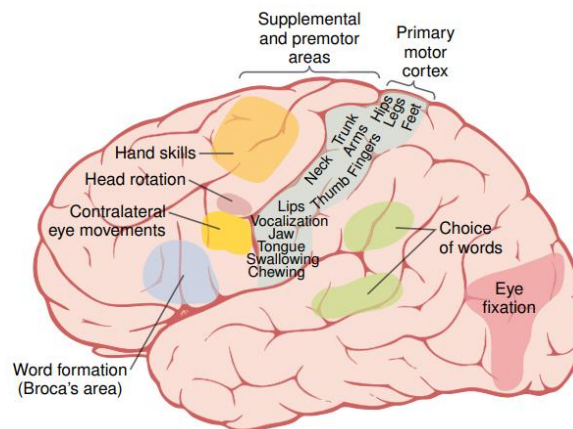
Awal abad ke-20, Korbinian Brodmann dengan tujuan untuk membagi lagi lobus otak, mengelompokkan neokorteks antar bagian di otak dengan teknik *cytoarchitectural* dan dihasilkan bahwa sel-sel saraf yang memiliki bentuk dan ukuran yang berbeda satu sama lain tersebut mempunyai fungsi yang berbeda-beda pula. Pembagian *neocortex* tersebut dapat dilihat pada **Gambar 2.5 b** dengan penomoran yang disebut sebagai peta broadmann [22] [23]. Upaya ini dilakukan untuk membagi kembali lobus otak berdasarkan fungsi dari tiap bagiannya. Lobus sentral secara spesifik berhubungan dengan gerakan motorik pada peta broadmann berada pada daerah broadmann 4 (BA 4) sebagai korteks motor primer (M1) yang berhubungan erat dengan gerakan otot dan daerah broadmann 6 (BA 6) sebagai daerah pramotor (PMA) dan area motor tambahan (SMA) yang berhubungan erat dengan perencanaan/persiapan gerakan otot termasuk gerakan yang hanya dibayangkan (tidak benar-benar menggerakkan otot). Motor korteks bekerja secara *contralateral* yang berarti bagian kanan tubuh dikendalikan oleh motor korteks yang berada pada *hemisphere* kiri dan sebaliknya [24].

M1 pada **Gambar 2.6** dibagi secara spasial berdasarkan otot mana yang dikendalikannya. Hal ini ditemukan dengan memberikan stimulus secara elektrik pada bagian tersebut yang kemudian akan menggerakkan otot pada bagian tubuh secara spesifik. Pergerakan tangan secara spesifik ditunjukkan pada bagian tengah yang lebih dekat ke puncak pada salah satu *hemisphere* otak. Selain itu pada PMA dan SMA juga ditemukan aktivitas yang tinggi sesaat sebelum pergelangan tangan bergerak yang menunjukkan korelasi yang kuat mengenai BA6 sebagai bagian yang menunjukkan perencanaan pergerakan pada pergelangan tangan [24].



**Gambar 2.6** Lokalisasi fungsi primary motor cortex (M1) (sumber: [24])

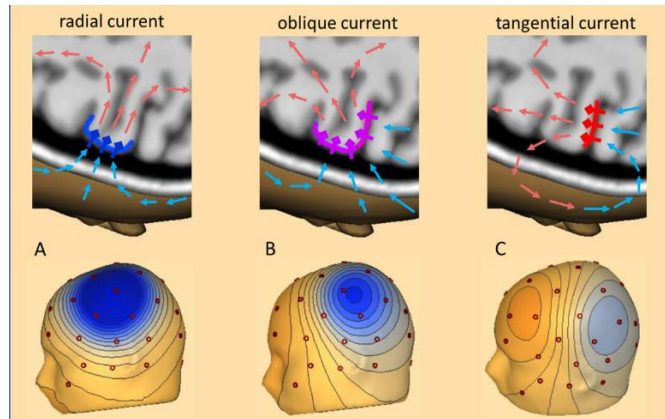
PMA dan SMA pada **Gambar 2.7** merupakan pengelompokkan otak berdasarkan fungsinya secara spesifik. Hal ini didapatkan dengan memberikan stimulasi elektrik pada bagian tersebut atau mengamati perilaku orang yang memiliki kecacatan pada bagian tersebut. Pergerakan tangan secara spesifik berada pada bagian tengah yang lebih dekat ke puncak pada salah satu *hemisphere* otak, sama seperti pada PMA [23].



**Gambar 2.7** Lokalisasi fungsi pre motor area (PMA) dan Supplementary motor area (SMA) (sumber: [23])

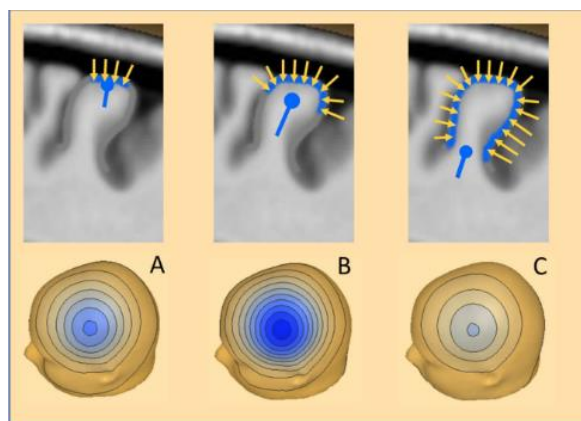
### 2.3 Dipol pada otak

Peristiwa aliran listrik pada lapisan ke V dari neo korteks (*Pyramidal Layer*) memberikan kontribusi paling besar terhadap pembacaan EEG di lapisan kulit kepala luar. Aliran listrik tersebut dapat dimodelakan sebagai dipol arus listrik yang tersusun oleh sumber (*source*) dan penampung (*sink*) yang jaraknya sangat dekat. Model ini dapat digunakan karena jarak antara lapisan kulit kepala yang berada jauh dari *pyramidal layer* sehingga diberikan asumsi medan jauh. [25] [26]. **Gambar 2.8** memberikan beberapa contoh dipol arus listrik yang mungkin terjadi, yaitu *radial current* terjadi ketika dipol arus listrik menghadap tepat diatas bagian puncak *gyrus*, *oblique current* terjadi saat dipol arus listrik sedikit menyering kearah *posterior* dan *tangential current* terjadi ketika dipol arus listrik mengarah seluruhnya pada bagian *posterior* [26].



**Gambar 2.8** Beberapa jenis dipol arus listrik pada otak (Sumber: [26])

Dipol arus listrik yang terfokus pada suatu area tertentu, semisal dibawah tempat elektroda pada EEG, dapat dimodelkan sebagai sebuah *Equivalent Current Dipole* (ECD). Ketika dipol arus listrik terjadi di puncak *gyrus*, ECD berada dekat dengan permukaan *gyrus* (**Gambar 2.9A**), ketika dipol arus listrik melebar ke sekitar *gyrus* dan membentuk lengkungan, ECD turun ke dekat *white matter* (**Gambar 2.9B**), dan ketika dipol arus listrik menutupi seluruh bagian *gyrus*, ECD jauh turun ke dasar *gyrus* didalam *white matter* (**Gambar 2.9C**).



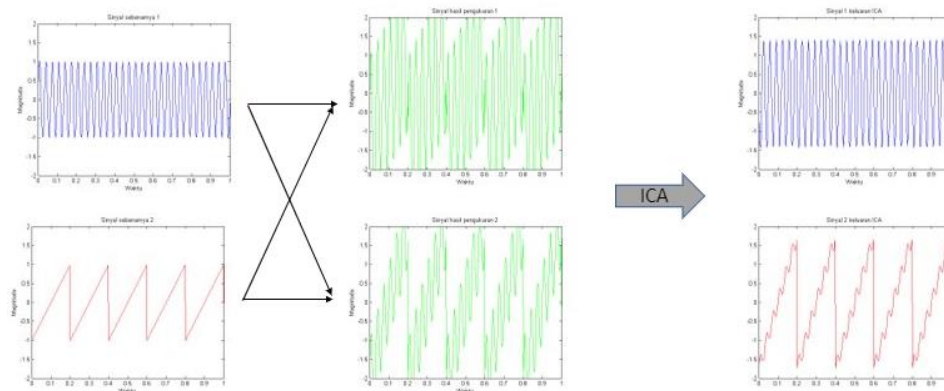
**Gambar 2.9** Equivalent Current Dipole (ECD) (Sumber: [26])

Oleh karena itu, dibutuhkan metode pengolahan yang dapat memisahkan aktivitas motorik tangan menggenggam yang ditunjukkan dengan adanya aktivitas ERD pada daerah broadmann 4 dan daerah broadmann 6 dari sinyal pengukuran EEG berupa aktivitas-aktivitas kanal.

## 2.4 Independent Component Analysis (ICA)

Sinyal EEG yang diukur masih merupakan kombinasi linier dari berbagai komponen-komponen aktivitas sinyal EEG lainnya. Misalkan pada pengukuran sinyal EEG untuk gerakan tangan menggenggam, bisa saja informasi sinyal yang tidak relevan seperti mata berkedip atau gerakan kaki masuk ke dalam sinyal pengukuran. Untuk itu dibutuhkan pengolahan lebih lanjut yang dapat memisahkan sinyal pengukuran menjadi komponen-komponen penyusunnya. Permasalahan ini sering disebut sebagai *blind source separation* dimana sinyal pengukuran EEG yang berbasis lobus dipisahkan menjadi komponen-komponen sinyal sumber pembentuk sinyal pengukuran agar tidak saling berpengaruh. Salah satu metode untuk melakukan *blind source separation* adalah *Independent component analysis* (ICA).

ICA merupakan salah satu algoritma dalam pembelajaran mesin yang bertujuan untuk mentransformasikan suatu dataset/sinyal ke dataset/sinyal baru melalui prinsip independensi [27]. ICA cocok untuk digunakan dalam separasi sinyal EEG karena independensi dari aktivitas sinyal EEG. Untuk lebih mudah dimengerti, **Gambar 2.10** menunjukkan ilustrasi prinsip kerja dari ICA.



**Gambar 2.10** Ilustrasi prinsip kerja ICA. Dua buah sinyal sumber (kiri) dikombinasikan secara linier menjadi sinyal pengukuran (tengah). Algoritma ICA berusaha untuk mendapatkan kembali kedua sinyal independen tersebut.

Komponen-komponen independen penyusun sinyal terukur didapatkan ICA dengan cara mentransformasi sinyal terukur menurut prinsip independensi. Dua sinyal

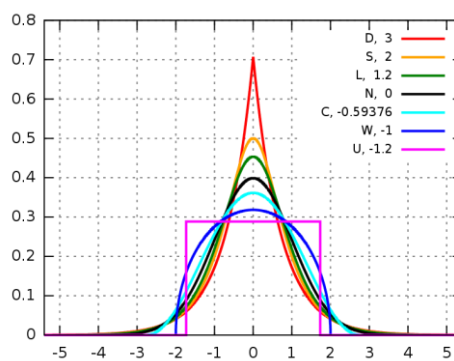
dikatakan saling independen apabila informasi pada salah satu sinyal tidak menunjukkan informasi yang terkandung pada sinyal lainnya. Independensi suatu set sinyal dapat diukur menggunakan teorema limit berhingga [28].

Teorema limit berhingga mengatakan apabila dua sinyal atau lebih digabungkan maka sinyal hasil penggabungan akan memiliki distribusi probabilitas yang lebih gaussian dibanding sinyal penyusunnya [28]. Hal ini mengindikasikan bahwa semakin tidak gaussian fungsi densitas probabilitas suatu sinyal, semakin berpeluang sinyal dapat dikatakan independen. Seberapa gaussian bentuk fungsi densitas probabilitas suatu sinyal dapat dikuantifikasikan menggunakan besaran kurtosis dan negentropy.

Kurtosis merupakan properti orde empat yang menunjukkan bentuk ‘ekor’ dari suatu fungsi densitas probabilitas [27]. Kurtosis dirumuskan dengan **Persamaan 2.1**.

$$\text{kurt}(x) = E\{x^4\} - 3(E\{x^2\})^2 \quad (2.1)$$

Dengan  $x$  adalah sinyal pengukuran. **Gambar 2.11** merupakan ilustrasi dari berbagai fungsi densitas probabilitas dengan kurtosis yang berbeda.

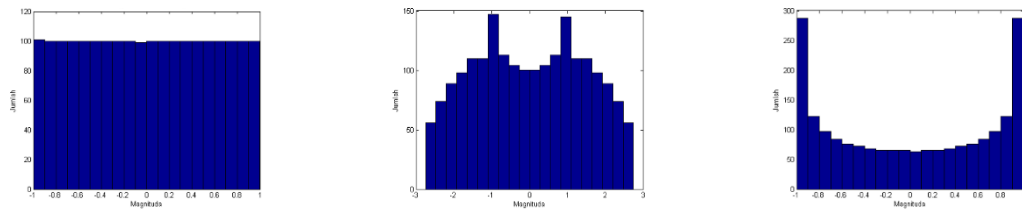


**Gambar 2.11** Ilustrasi berbagai bentuk fungsi densitas probabilitas dengan kurtosis yang berbeda. Fungsi densitas probabilitas gaussian memiliki kurtosis bernilai 0. (Sumber: [29])

Kurtosis dari fungsi densitas probabilitas berbentuk gaussian bernilai 0. Oleh karena itu, dengan memaksimalkan kuadrat dari kurtosis didapatkan sinyal baru yang bukan merupakan kombinasi linier dari sinyal lain (independen). Akan tetapi,

transformasi data dengan memaksimalkan kuadrat dari kurtosis memiliki kelemahan dalam sensitivitas [28].

Besaran lain yang dapat mengkuantifikasi seberapa gaussian bentuk fungsi densitas probabilitas adalah negentropi. Di dalam teori informasi, terdapat besaran yang dinamakan entropy. Entropi suatu fungsi densitas probabilitas menyatakan keacakan sinyal/data. Ilustrasi dari entropi ditunjukkan oleh **Gambar 2.12**.



**Gambar 2.12** Beberapa fungsi densitas probabilitas dengan nilai entropi 0.6926 (kiri), 1.6315 (tengah), dan 0.4913 (kanan)

Semakin gaussian bentuk suatu fungsi densitas probabilitas, semakin besar nilai entropi dari fungsi densitas probabilitas tersebut [27]. Untuk memudahkan algoritma, entropy dapat dinormalisasi menjadi negentropi. Negentropi didefinisikan sebagai perbedaan entropi dari fungsi densitas probabilitas suatu data/sinyal dengan entropi dari fungsi densitas probabilitas berbentuk gaussian dengan nilai variansi yang sama [28]. Hal ini dapat ditulis secara matematis sesuai **Persamaan 2.2**.

$$J(\mathbf{x}) = H(\mathbf{x}_{\text{gauss}}) - H(\mathbf{x}) \quad (2.2)$$

Dengan  $H$  adalah entropi sinyal dan  $J$  adalah negentropi sinyal. Oleh karena itu dengan memaksimalkan nilai negentropi dari suatu fungsi densitas probabilitas suatu sinyal/data, didapatkan sinyal/data baru yang bukan merupakan kombinasi linier dari sinyal/data lain.

Permasalahan ICA dapat dimodelkan secara matematis seperti pada **Persamaan 2.3**.

$$\mathbf{x} = \mathbf{AS} \quad (2.3)$$

Dimana  $\mathbf{x}$  adalah sinyal pengukuran berdimensi jumlah kanal  $\times$  waktu,  $\mathbf{S}$  merupakan sinyal sumber dengan dimensi jumlah komponen sumber  $\times$  waktu, dan  $\mathbf{A}$  adalah matriks transformasi yang menghubungkan sinyal sumber dan sinyal pengukuran. Oleh karena itu permasalahan ICA menjadi estimasi matriks  $\mathbf{A}$  yang dapat memenuhi kriteria independensi.

Permasalahan dalam estimasi matriks transformasi  $\mathbf{A}$  dapat dengan mudah didapat dengan melakukan pemutihan data pada sinyal pengukuran  $\mathbf{x}$  [30]. Pemutihan data merupakan proses mentransformasikan sinyal pengukuran  $\mathbf{x}$  sehingga sinyal hasil transformasi memiliki rata-rata bernilai nol dan variansi bernilai satu. Untuk itu perlu dilakukan perata-rataan sinyal dan melakukan transformasi *principal component analysis* (PCA) untuk mendapatkan rata-rata sinyal bernilai 0 dan unit variance. Tahap ini disebut juga sebagai pemutihan sinyal.

Beberapa algoritma ICA yang sering digunakan antara lain FastICA, Infomax, *Joint Approximation Diagonalization of Eigen Matrix* (JADE). Pada penelitian ini akan digunakan algoritma FastICA. Hal ini dikarenakan dari ketiga algoritma tersebut, FastICA merupakan algoritma yang memiliki performansi terbaik [31].

#### 2.4.1 Algoritma FastICA

Dari **Persamaan 2.3**, ICA dapat dimodelkan secara matematis menjadi **persamaan 2.5**.

$$\mathbf{x} = \mathbf{AS} \tag{2.4}$$

$$\mathbf{S} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{x}$$

$$\mathbf{S} = \mathbf{Dx} \tag{2.5}$$

Dengan  $\mathbf{x}$  merupakan matriks sinyal pengukuran berdimensi jumlah kanal  $\times$  waktu,  $\mathbf{S}$  merupakan matriks komponen penyusun sinyal pengukuran berdimensi jumlah kanal  $\times$  waktu, dan  $\mathbf{D}$  merupakan matriks transformasi yang menghubungkan komponen sinyal dengan sinyal pengukuran berdimensi jumlah komponen  $\times$  jumlah kanal. Algoritma FastICA merupakan algoritma ICA yang memanfaatkan iterasi titik tetap untuk mendapatkan komponen independent [30] [28]. Iterasi titik

tetap merupakan algoritma untuk mengoptimasi suatu nilai, dalam hal ini memaksimalkan gaussianitas, dengan cara iterasi terus menerus hingga didapat nilai yang diinginkan.

Algoritma FastICA dapat dijabarkan menjadi beberapa tahap berikut:

1. Inisialisasi acak matriks bobot  $\mathbf{D}$
2.  $\mathbf{D}(k) = E\{\mathbf{x}g(\mathbf{D}(k-1)^T\mathbf{x})\} - E\{g'(\mathbf{D}(k-1)^T\mathbf{x})\}\mathbf{D}(k-1)$
3. Normalisasi  $\mathbf{D}$
4. Jika belum konvergen, Kembali ke tahap 2

Hasil dari FastICA berupa set matriks bobot  $\mathbf{D}$  dan juga set komponen sinyal  $\mathbf{S}$  pembentuk sinyal pengukuran  $\mathbf{x}$ . Matriks bobot ini merupakan bobot yang diterapkan pada setiap elektroda. Jika suatu komponen aktivitas EEG memiliki aktivitas yang dominan pada bagian kepala sebelah kiri maka matriks  $\mathbf{D}$  akan menunjukkan aktivitas pada elektroda-elektroda kepala bagian kiri.

#### 2.4.2 Parameter Stabilitas ICA

Salah satu hal yang perlu diperhatikan pada algoritma FastICA adalah kemungkinan terjadinya lokal maksima. Untuk menanggulangi hal tersebut FastICA dilakukan beberapa kali sehingga didapatkan beberapa titik maksima lokal. Maksima global didapatkan dengan melihat kecenderungan hasil FastICA yang telah dijalankan beberapa kali [32].

Algoritma FastICA berjalan sebanyak  $M$  kali pada sinyal  $\mathbf{x}$  dengan dimensi kanal  $\times$  waktu. Hasil dari setiap FastICA merupakan matriks bobot  $\mathbf{D}$  yang kemudian keseluruhan matriks bobot dikumpulkan menjadi satu matriks  $\mathbf{D}'$  berdimensi  $M \times$  jumlah komponen  $\times$  jumlah kanal.

Untuk dapat menentukan hubungan antar komponen, digunakan parameter kesamaan sinyal yaitu nilai absolut koefisien korelasi  $r_{ij}$ , dengan  $i$  dan  $j$  adalah



indeks dari dua komponen. Setelah itu, dapat dibentuk matriks kesamaan  $\sigma$  dari nilai koefisien korelasi dengan hubungan

$$\sigma_{ij} = |r_{ij}| \quad (2.6)$$

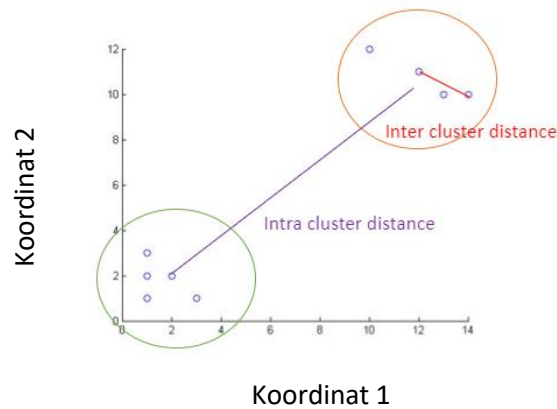
Untuk memudahkan, matriks kesamaan ditransformaikan menjadi matriks ketidaksamaan melalui persamaan

$$d_{ij} = 1 - \sigma_{ij} \quad (2.7)$$

Stabilitas dari ICA dapat dihitung dengan menggunakan indeks kualitas ( $I_q$ ). Indeks kualitas didefinisikan sebagai perbedaan jarak antar komponen-komponen di dalam kluster dengan jarak antar kluster. Secara matematik didefinisikan sebagai.

$$I_q(C_m) = \frac{1}{|C_m|^2} \sum_{i,j \in C_m} \sigma_{ij} - \frac{1}{|C_m||C_{-m}|} \sum_{i \in C_m} \sum_{j \in C_{-m}} \sigma_{ij} \quad (2.8)$$

Dimana  $C_{-m} = C - C_m$ ,  $C$  adalah komponen hasil FastICA.  $C_m$  adalah jumlah komponen hasil FastICA yang termasuk dalam kluster  $m$ ,  $C_{-m}$  adalah jumlah komponen hasil FastICA yang tidak termasuk dalam kluster  $m$ . Untuk lebih jelasnya, **Gambar 2.13** menunjukkan ilustrasi perhitungan indeks kualitas dengan metode pengelompokkan. Kualitas dari klastering dapat dikatakan baik apabila memiliki indeks kualitas ( $I_q$ ) mendekati 1. Tidak ada ketentuan berapa nilai indeks kualitas suatu komponen untuk bisa dikatakan stabil. Studi sebelumnya menggunakan batas indeks kualitas bernilai 0.7 untuk menentukan stabilitas komponen [33]. Dalam tugas akhir ini FastICA dilakukan sebanyak 100 kali dengan inisialisasi matriks bobot secara acak.



**Gambar 2.13** Ilustrasi perhitungan jarak klaster

Setelah didapatkan komponen-komponen yang diinginkan, dilakukan transformasi balik menjadi sinyal rekonstruksi  $\Phi$  yang dihubungkan oleh **persamaan 2,9**.

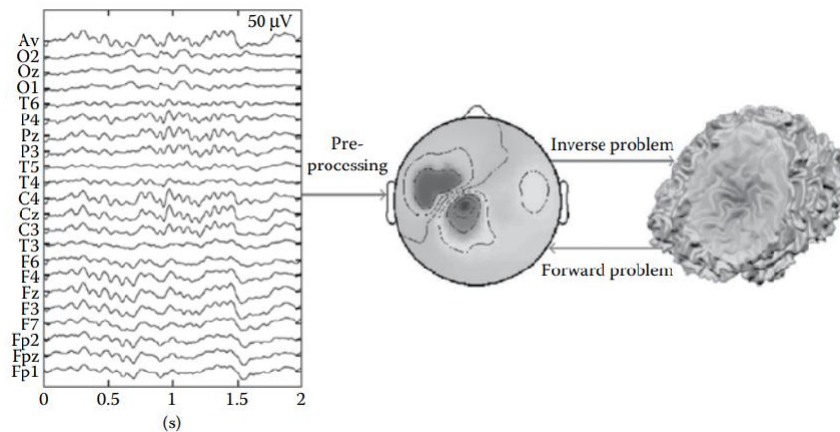
$$\Phi = D^{-1}S \quad (2.9)$$

Hasil pengolahan ICA nantinya akan dipilih berdasarkan tinjauan Pustaka daerah broadmann serta kestabilan dari setiap komponen untuk dilakukan lokalisasi menggunakan eLORETA.

## 2.5 Lokalisasi sumber

Lokalisasi sumber merupakan salah satu topik besar pada instrumentasi EEG. Lokalisasi sumber dilakukan dengan memodelkan konduksi dari sumber dipol arus listrik di dalam otak hingga pada tempat pengukuran EEG di kulit kepala hal ini membuat EEG mampu tidak hanya menggambarkan sumber hanya pada lobus diotak tetapi sampai ke level pembagian *bradmann area*. Lokalisasi sumber dilakukan dengan memodelkan konduktivitas otak (lemak), tulang, kulit dan *cerebrospinal fluid* (CSF). Dalam melakukan lokalisasi sumber terdapat 2 komponen utama yaitu *forward problem* yang merupakan prediksi dari beda potensial di permukaan kepala dari dipol arus listrik di otak, sehingga *forward problem* diperuntukkan mengukur data parameter dari model yang tersedia yang kemudian digunakan untuk mencari *inverse solution*. Komponen utama lainnya adalah *inverse problem* yang merupakan estimasi lokasi dipol arus listrik dari data EEG dengan model *forward problem* yang tersedia [34]. Akan tetapi, tidak seperti

*forward problem* yang mempunyai solusi yang unik (*well-posed*), *inverse problem* tidak memiliki solusi yang unik (*ill-posed*) karena jumlah parameter yang tidak diketahui lebih besar daripada jumlah parameter yang diketahui. Dengan kata lain tidak akan pernah bisa didapatkan lokalisasi sumber EEG yang sempurna.



**Gambar 2.14** Forward problem dan inverse problem EEG (Sumber: [34])

Solusi dari *Inverse Problem* didekati dengan beberapa cara seperti *dipole source localization* yang menggunakan pendekatan tak-linier untuk mencari posisi optimal dipol arus listrik di otak. Namun pendekatan ini memiliki kelemahan yaitu jumlah dipol yang terbatas serta solusi yang terkadang merupakan lokal minimum tergantung dengan tebakan awal. Oleh karena itu digunakan pendekatan *distributed source imaging* dimana banyak dipol telah diletakan pada bagian yang biasanya menjadi sumber yaitu setiap titik di *grey matter* dan berbagai batasan lain digunakan seperti *second order Laplacian*, yaitu pencarian yang menghasilkan letak dengan distribusi dipol paling rata (*smoothness*) [34]. Salah satu metode yang digunakan ialah exact Low-Resolution Brain Electromagnetic Tomography (eLORETA). eLORETA merupakan pencitraan EEG yang linier, diskrit, 3D dan di klaim tidak memiliki kesalahan lokalisasi dan tanpa terpengaruh derau pengukuran dan struktur biologis dengan memanfaatkan asumsi *smoothness* tersebut [35] [36].

### 2.5.1 Forward Solution exact-Low Resolution Brain Electromagnetic Tomography (eLORETA)

Solusi dari *Forward problem* dilakukan dengan mencari suatu matriks transformasi yang merubah dari data di dalam kepala menjadi data di kulit kepala dengan

memodelkan *volume conduction effect* pada kepala, secara matematis dituliskan sebagai:

$$\Phi = \mathbf{KJ} \quad (2.10)$$

Dimana,  $\Phi$  adalah matriks yang berisi potensial listrik di kulit kepala (data EEG),  $\mathbf{K}$  adalah matriks transformasi *volume conductor (lead field)* dan  $\mathbf{J}$  matriks yang berisi densitas arus sumber.

$$\begin{pmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \\ \vdots \\ \Phi_{N_E} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_{11} & k_{12} & \dots & k_{1N_V} \\ k_{21} & k_{22} & \dots & k_{2N_V} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{N_E1} & k_{N_E2} & \dots & k_{N_EN_V} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} J_1 \\ J_2 \\ \vdots \\ J_{N_V} \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

Dimana,  $N_E$  adalah jumlah elektroda dan,  $N_V$  adalah jumlah voxel pada model kepala.

Pemecahan *forward problem* merupakan langkah pertama dan penting untuk menyelesaikan permasalahan lokalisasi sumber. Persamaan Maxwell merupakan persamaan umum (*governing equation*) untuk segala aktivitas elektromagnetik [37].

$$\nabla \times \mathbf{B} = \mu_0 \mathbf{I} + \mu_0 \epsilon_0 \epsilon_r \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial t} \quad (\text{Ampere's Law}) \quad (2.12)$$

$$\nabla \times \mathbf{E} = -\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t} \quad (\text{Faraday's Law}) \quad (2.13)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{E} = \frac{\rho_v}{\epsilon_0 \epsilon_r} \quad (\text{Gauss's Law}) \quad (2.14)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{B} = 0 \quad (\text{Gauss's Law for magnetism}) \quad (2.15)$$

Dengan menggunakan hukum ohm dimana  $\mathbf{I} = \sigma \mathbf{E}$ , maka hukum ampere dapat ditulis

$$\nabla \times \mathbf{B} = \mu_0 \sigma \mathbf{E} + \mu_0 \epsilon_0 \epsilon_r \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial t} \quad (\text{Ampere's Law}) \quad (2.16)$$

Dimana,  $\mathbf{B}$  adalah kuat medan magnet (T),  $\mathbf{I}$  adalah densitas arus konduksi (A/m<sup>2</sup>),  $\mathbf{E}$  adalah densitas kuat medan listrik (V/m),  $\rho_v$  Densitas muatan volum (C/m<sup>3</sup>),  $\mu_0$  adalah permeabilitas vakum (H/m),  $\epsilon_0$  adalah permisivitas vakum (F/m),  $\epsilon_r$  adalah permisivitas bahan (F/m) dan  $\sigma$  adalah konduktivitas (1/  $\Omega$  m).

Persamaan Maxwell disederhanakan dengan memberikan aproksimasi *Quasi-Static* dengan memisahkan kalkulasi medan magnet dan medan elektrik, dan mengasumsikan tidak ada penundaan antara terjadinya aktivitas di otak dan beda potensial yang terjadi di permukaan kulit kepala. Aproksimasi *Quasi-Static* dapat dilakukan karena frekuensi yang dipelajari pada EEG kurang dari 1 KHz dan pada otak  $\left| \frac{\epsilon_0 \epsilon_r}{\sigma} \right| \ll 1$ , sehingga persamaan Maxwell untuk model kepala dapat dituliskan sebagai berikut: [37] [38].

$$\nabla \times \mathbf{B} = \mu_0 \mathbf{I} \quad (2.17)$$

$$\nabla \times \mathbf{E} = 0 \quad (2.18)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{E} = \frac{\rho_v}{\epsilon_0 \epsilon_r} \quad (2.19)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{B} = 0 \quad (2.20)$$

**Persamaan 2.18** mengatakan bahwa *curl* dari medan elektrik adalah 0 sehingga *gradient* dari potensial listrik (V) adalah kuat medan listrik

$$\mathbf{E} = -\nabla V \quad (2.21)$$

Densitas arus total ( $\mathbf{I}$ ) pada otak merupakan gabungan dari  $\mathbf{I}^p$  yaitu densitas arus dari aktivitas otak dan  $\mathbf{I}^v$  yaitu densitas arus akibat medan listrik pada volume yang diamati, sehingga

$$\mathbf{I} = \mathbf{I}^p + \mathbf{I}^v = \mathbf{I}^p + \sigma \mathbf{E} = \mathbf{I}^p - \sigma \nabla V \quad (2.22)$$

Diambil divergensi dari **Persamaan 2.17** sehingga menjadi

$$\nabla \cdot (\nabla \times \mathbf{B}) = \nabla \cdot (\mu_0 \mathbf{I}) \quad (2.23)$$

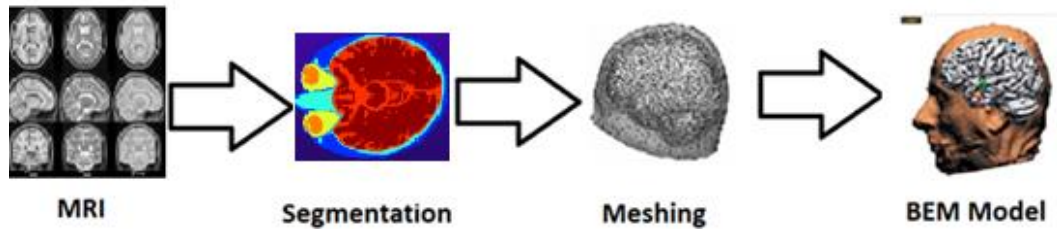
$$\nabla \cdot \mathbf{I} = 0 \quad (2.24)$$

Substitusi **Persamaan 2.22** dan **Persamaan 2.24**

$$\nabla \cdot \mathbf{I}^p - \nabla \cdot (\sigma \nabla \mathbf{V}) = 0 \quad (2.25)$$

$$\nabla \cdot (\sigma \nabla \mathbf{V}) = \nabla \cdot \mathbf{I}^p = \mathbf{J} \quad (2.26)$$

**Persamaan 2.26** dikenal sebagai persamaan poisson untuk potensial listrik ( $\mathbf{V}$ ) dalam medium isotropik untuk sembarang konduktivitas serta batas tertutup [37]. Solusi yang memenuhi persamaan poisson tersebut untuk setiap titik di model kepala menjadi solusi *forward problem* EEG. Model kepala yang dibutuhkan haruslah serealistik mungkin. Cara untuk mendapatkannya dapat menggunakan model kepala dari hasil CT-scan maupun MRI yang didiskritisasi dengan metode numerik seperti *Boundary Element Method* (BEM), *Finite Element Method* (FEM), dan *Finite Difference Method* (FDM).



**Gambar 2.15** Solusi dengan model BEM (*Sumber: [39] [40] [41]*)

*Forward solution* dengan eLORETA menyelesaikan persamaan poisson (**Persamaan 2.26**) dengan menggunakan data MRI dari *Montreal Neurological Institute (MNI)* yaitu *MNI 152 Template* yang memiliki 6239 *voxels* dengan ukuran masing masing voxel 5 mm x 5 mm x 5 mm, data *MNI 152 Template* merupakan data yang diolah dari data hasil MRI rata-rata 152 subjek pilihan [35]. Segmentasi hanya dilakukan dengan model 3 kompartemen yaitu otak, tulang dan kulit, serta otak hanya dibatasi sampai *cortical grey matter* sesuai dengan *probabilistic Talairach atlas* [39]. Metode Numerik untuk model kepala nyata ialah BEM dengan membagi setiap segmen menjadi *mesh* berbentuk segitiga [40].

Solusi dengan model 3 kompartemen BEM dicari untuk tiap *mesh* dengan tiap kompartemen yang berbatasan satu sama lain ( $S_m$ ) yaitu batas udara-kulit ( $S_1$ ), batas kulit-tengkorak ( $S_2$ ) dan batas tengkorak-otak ( $S_3$ ). **Persamaan 2.26** diubah kedalam bentuk integral (*weak form*) Untuk  $r \in S_m$  dan  $r' \in S_n$ ,

$$V(r) = \frac{2\sigma_0}{\sigma_m^- + \sigma_m^+} V_0(r) + \frac{1}{2\pi} \sum_{n=1}^3 \frac{\sigma_n^- - \sigma_n^+}{\sigma_m^- + \sigma_m^+} \int V(r') \frac{r' - r}{\|r' - r\|^3} dS \quad (2.27)$$

$$V_0(r) = \frac{1}{4\pi\sigma_0} \frac{(r_{ei} - r_{vj})}{\|r_{ei} - r_{vj}\|^3}$$

Dimana,  $V(r)$  adalah potensial listrik di  $r$ ,  $\sigma_0$  adalah medium sumber dipol,  $V_0(r)$  potensial listrik di  $r$  untuk medium tak hingga,  $dS$  adalah vektor yang tegak lurus permukaan elemen,  $\sigma_x^+$  adalah konduktivitas medium pada bagian luar  $S_x$ , dan  $\sigma_x^-$  adalah konduktivitas medium pada bagian dalam  $S_x$ ,  $r_{ei}$  adalah lokasi potensial ke  $i$  dan  $r_{vj}$  adalah lokasi dipol ke  $j$ .

**Persamaan 2.27** dapat diubah menjadi matriks berisi persamaan linier, yaitu

$$\mathbf{V} = \mathbf{V}_0 + \mathbf{R}\mathbf{V} \quad (2.28)$$

$$\begin{pmatrix} V^1 \\ V^2 \\ V^3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} V_0^1 \\ V_0^2 \\ V_0^3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} R^{11} & R^{12} & R^{13} \\ R^{21} & R^{22} & R^{23} \\ R^{31} & R^{32} & R^{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V^1 \\ V^2 \\ V^3 \end{pmatrix} \quad (2.29)$$

Dimana  $\mathbf{V}$  potensial listrik yang berada di tiap kompartemen karena dipol satuan,  $\mathbf{V}_0$  adalah potensial listrik di tiap kompartemen untuk medium tak hingga karena dipol satuan, dan  $\mathbf{R}$  adalah faktor koreksi potensial listrik karena tiap kompartemen  $S$  yaitu  $R^{mn}$  yaitu pengaruh batas ke  $n$  pada perhitungan potensial di batas ke  $m$ .

Untuk mencari  $\mathbf{V}$  maka **Persamaan 2.28** diubah menjadi

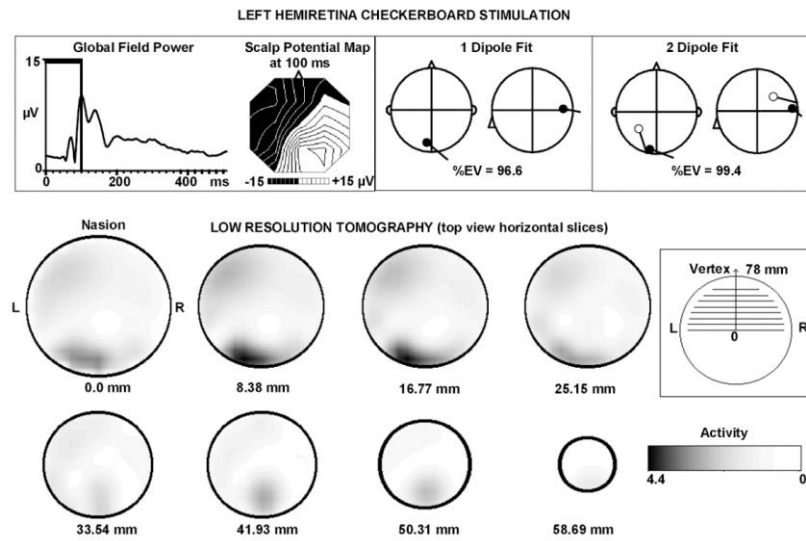
$$\mathbf{V} = (\mathbf{I}_d - \mathbf{R})^{-1} \mathbf{V}_0 \quad (2.30)$$

Dimana,  $\mathbf{I}_d$  adalah matriks identitas.

Matriks  $(\mathbf{I_d} - \mathbf{R})^{-1}$  merupakan matriks koreksi dari potensial di tiap kompartemen karena pengaruh tiap kompartemen lainnya. Matrik  $\mathbf{V}$  diselesaikan untuk tiap titik *voxel*  $j$  (sumber densitas arus) pada setiap elektroda dipermukaan kulit kepala  $i$ . Untuk mencari matriks yang merupakan potensial listrik di kulit kepala, nilai yang diambil adalah nilai  $\mathbf{V}^1$  sehingga  $V_{ij}^1$  menjadi elemen matriks transformasi *leadfield* ( $k_{ij}$ ) pada **Persamaan 2.11**. Untuk potensial permukaan yang posisinya tetap didapatkan matriks  $\mathbf{K}$  yang akan digunakan dalam memecahkan *inverse problem*. [42].

### 2.5.2 Inverse Solution exact-Low Resolution Brain Electromagnetic Tomography (eLORETA)

Pascual-Marqui di tahun 1994 mengajukan sebuah metode untuk menyelesaikan *inverse solution* bernama Low Resolution Brain Electromagnetic Tomography (LORETA). Idennya adalah mencari suatu transformasi linier antara potensial listrik di kulit kepala dan densitas arus di sumber dalam otak.



**Gambar 2.16** Ilustrasi contoh hasil LORETA dengan model kepala biasa (Sumber: [43])

Secara matematis LORETA dilakukan dengan mencari inversi dari matriks  $\mathbf{K}$  di **Persamaan 2.11**, dengan meminimasi nilai error  $\|\Phi - \mathbf{KJ}\|^2$  untuk setiap nilai densitas arus ( $\mathbf{J}$ ). Namun, persoalan ini merupakan persoalan *ill-posed* dimana terdapat tak-hingga solusi yang sesuai dengan minimasi tersebut sehingga tambahan batasan diperlukan. Untuk mendapatkan solusi tersebut, dibutuhkan



pengetahuan dasar ERD/ERS bahwa sel saraf yang berdekatan cenderung untuk melakukan sinkronisasi. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa untuk seluruh  $\mathbf{J}$  harus memiliki nilai yang mirip maksimal dengan rata-rata densitas arus di sekitarnya atau secara matematis dirumuskan sebagai operator *Laplacian*. Operator *Laplacian* akan mencari solusi yang memaksimalkan nilai *smoothness* dari nilai  $\mathbf{J}$  meskipun hal ini mengorbankan resolusi spasial dari pencitraan (*low-resolution*) [43] [36].

$$\mathbf{J} = \min_{\mathbf{J}} \|\Phi - \mathbf{KJ}\|^2 + \alpha \mathbf{J}^T \mathbf{WJ} \quad (2.31)$$

Dimana,  $\alpha$  adalah parameter regularisasi Tikhonov [44] untuk *inverse problem*, dan  $\mathbf{W}$  adalah matriks bobot definit positif.

Solusi umum dari **Persamaan 2.31** adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{J} = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}^T (\mathbf{K} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}^T + \alpha \mathbf{H})^+ \Phi \quad (2.32)$$

$$\mathbf{H} = \mathbf{I}_d - \frac{\mathbf{1}\mathbf{1}^T}{\mathbf{1}^T \mathbf{1}} \quad (2.33)$$

Dimana  $\mathbf{H}$  merupakan matriks *centering* dari *reference electrode problem*,  $\mathbf{I}_d$  merupakan matriks identitas, tanda + mengartikan *Moore-Penrose Pseudo Inverse*.

LORETA mendefinisikan matriks bobot definit positif ( $\mathbf{W}$ ) sebagai kuadrat operator Laplacian 3 Dimensi yaitu,

$$\mathbf{W} = (\Omega \otimes \mathbf{I}_d) \mathbf{B}^T \mathbf{B} (\Omega \otimes \mathbf{I}_d) \quad (2.34)$$

$$\Omega_{\beta\beta} = \sqrt{\sum_{\alpha=1}^N \mathbf{K}_{\alpha\beta}^T \mathbf{K}_{\alpha\beta}} ; \alpha, \beta = 1, 2, \dots, M \quad (2.35)$$

$$\mathbf{B} = \frac{6}{d^2} (\mathbf{A} - \mathbf{I}_d) ; \mathbf{A} = \mathbf{A}_0 \otimes \mathbf{I}, \mathbf{A}_0 = \frac{1}{2} (\mathbf{I}_d + [\text{diag}(\mathbf{A}_1 \mathbf{1})]^{-1}) \mathbf{A}_1 \quad (2.36)$$

$$[\mathbf{A}_1]_{\alpha\beta} = \begin{cases} \frac{1}{6} & ; \text{jika } \|r_\alpha - r_\beta\| = d \\ 0 & ; \end{cases} \quad (2.37)$$

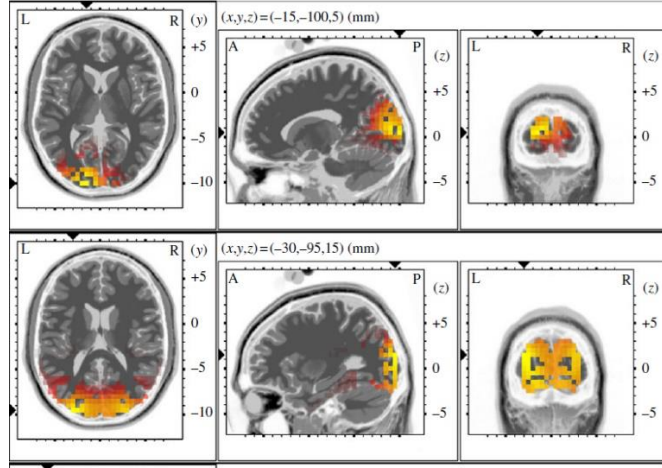
Dimana  $\mathbf{\Omega}$  adalah matriks diagonal dengan elemen  $\Omega_{\beta\beta}$ ,  $\otimes$  adalah *Kronecker product*,  $\mathbf{B}$  adalah operator laplacian,  $\mathbf{M}$  adalah lokasi densitas arus dalam *grid 3D*,  $\alpha, \beta$  adalah indeks lokasi densitas arus yang mengelilingi  $\mathbf{M}$ ,  $d$  adalah jarak antar *grid*.

Dengan meyelesaikan **Persamaan 2.32** didapatkan solusi dari *inverse problem* dengan menggunakan metode LORETA [43] [35] [45] [46].

Produk variasi dari LORETA diperkenalkan oleh Pascal-Marqui di tahun 2002 yaitu, *standardized-Low Resolution Brain Electromagnetic Tomography* (sLORETA). Ide utama dari sLORETA adalah menghilangkan pengaruh derau pengukuran dan derau struktur biologis saat melakukan lokalisasi. Hal ini dilakukan dengan menganggap kedua derau tersebut independen dan tersebar merata diseluruh permukaan otak. Dengan kata lain pemrosesan lebih lanjut dilakukan setelah didapatkan densitas arus pada LORETA, yaitu standarisasi untuk menghilangkan derau yang hasil akhirnya memberikan lokalisasi yang lebih bagus [47] [46].

$$J'_i = \frac{[J]_i}{[S_J]_{ii}^{\frac{1}{2}}} \quad (2.38)$$

Dimana  $J'_i$  adalah densitas arus pada voxel ke- $i$  yang telah distandaridisasi,  $[J]_i$  adalah densitas arus pada voxel ke- $i$  dari hasil LORETA, dan  $[S_J]_{ii}$  adalah elemen matriks diagonal dari variansi densitas arus di voxel ke- $i$ .



**Gambar 2.17** Hasil eLORETA dengan model kepala nyata (sumber: [48])

Lima tahun setelah diperkenalkannya sLORETA, variasi kembali dikenalkan oleh Pascual-Marqui yaitu exact-Low Resolution Brain Electromagnetic Tomography (eLORETA). Idennya adalah untuk mencari matrik bobot definit positif ( $\mathbf{W}$ ) yang tepat sehingga dihasilkan lokalisasi yang tidak mempunyai kesalahan lokalisasi pada titik manapun di kepala. Hal ini dilakukan dengan memasukkan unsur derau pengukuran pada model persamaan

$$\Sigma_{\Phi} = \mathbf{K}\Sigma_j\mathbf{K}^T + \Sigma_{\Phi}^{\text{Noise}} \quad (2.39)$$

Dimana  $\Sigma_{\Phi}$  adalah matrik kovariansi potential di kulit kepala,  $\Sigma_j$  adalah matrik kovariansi densitas arus sumber,  $\Sigma_{\Phi}^{\text{Noise}}$  adalah matrik kovariansi derau pengukuran.

Membandingkan **Persamaan 2.39** dan **Persamaan 2.31** maka

$$\Sigma_{\Phi}^{\text{Noise}} = \alpha\mathbf{H} \quad (2.40)$$

$$\Sigma_j = \mathbf{W}^{-1} \quad (2.41)$$

Dengan asumsi derau pengukuran tidak berkorelasi dengan sumber.

Dari asumsi tersebut didapatkan hubungan yang linier, sehingga dapat diturunkan,

$$\Sigma_{\Phi} = \mathbf{K}\Sigma_j\mathbf{K}^T + \Sigma_{\Phi}^{\text{Noise}} = \mathbf{K}\mathbf{W}^{-1}\mathbf{K}^T + \alpha\mathbf{H} \quad (2.42)$$

Sehingga,

$$\Sigma_j = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}^T (\mathbf{K} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}^T + \alpha \mathbf{H})^+ \mathbf{K} \mathbf{W}^{-1} \quad (2.43)$$

**Persamaan 2.43** dicari solusi dengan meminimalkan  $\mathbf{W}$

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{W}} \|\mathbf{I}_d - \Sigma_j\|^2 \\ & = \min_{\mathbf{W}} \|\mathbf{I}_d - \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}^T (\mathbf{K} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}^T + \alpha \mathbf{H})^+ \mathbf{K} \mathbf{W}^{-1}\|^2 \end{aligned} \quad (2.44)$$

$\mathbf{W}$  pada **Persamaan 2.44** dipenuhi dengan persamaan,

$$w_i = [\mathbf{K}_i^T (\mathbf{K} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}^T + \alpha \mathbf{H})^+ \mathbf{K}_i]^{\frac{1}{2}} \quad (2.45)$$

Dimana  $w_i$  adalah elemen dari matrik  $\mathbf{W}$ ,  $\mathbf{K}_i$  adalah kolom dari matrik  $\mathbf{K}$ .

**Persamaan 2.45** menciptakan suatu hubungan tak linier antara  $\mathbf{W}$  dan  $\mathbf{K}$  namun solusi *inverse problem* yang diselesaikan tetap linier.

Adapun untuk menyelesaikan **Persamaan 2.45** dibagi menjadi beberapa langkah, yaitu:

1. Buat matriks  $\mathbf{W}$  menjadi matriks diagonal dengan nilai elemen diagonalnya 1 ( $w_i = 1$ ) untuk  $i=1,2,3,\dots, N_v$
2. Hitung:

$$\mathbf{C} = (\mathbf{K} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{K}^T + \alpha \mathbf{H})^+ \quad (2.46)$$

3. Dengan nilai  $\mathbf{C}$  yang tetap hitung bobot baru

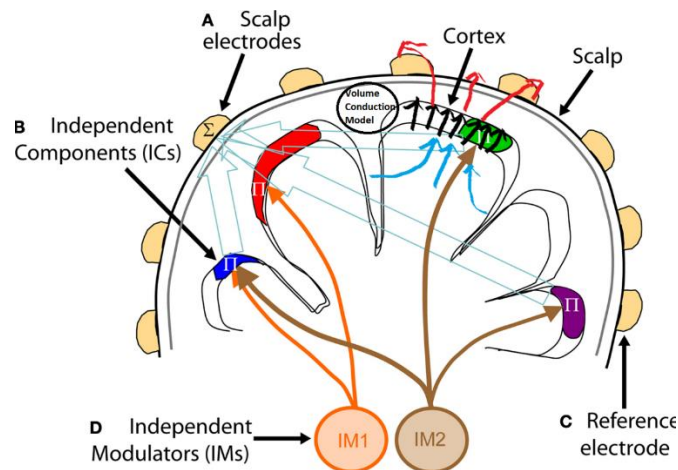
$$w_{ii} = (\mathbf{K}_i^T \mathbf{C} \mathbf{K}_i)^{\frac{1}{2}} \quad (2.47)$$

4. Dengan nilai  $\mathbf{W}$  baru ulangi kembali step 2 ke bawah samapi hasil  $\mathbf{W}$  baru konvergen (tidak terlalu banyak perubahan nilai)

Matriks bobot  $\mathbf{W}$  yang didapatkan kemudian digunakan pada **Persamaan 2.32** untuk mencari densitas arus sumber. Metode eLORETA telah dibuktikan berhasil untuk menyelesaikan *multivariate inverse problem* EEG dan pada keadaan ideal memberikan lokalisasi tanpa eror di titik manapun di kepala [35] [48].

## 2.6 Metode ICA-eLORETA

Metode *Blind Source Separation* yang dilakukan ICA mampu untuk memisahkan komponen-komponen sumber yang terekam disetiap elektroda dalam bentuk matriks bobot. Setelah itu sumber aktivitas di dalam otak tersebut dapat dilokalisasi dengan melakukan inversi dari model linier *volume conduction effect* menggunakan eLORETA.



**Gambar 2.18** Visualisasi Metode ICA-eLoreta (Sumber: [49])

## 2.7 Perangkat Lunak yang digunakan

### 2.7.1 EEGLAB

EEGLAB merupakan library pada perangkat lunak Matlab yang berfungsi untuk melakukan pengolahan sinyal EEG. EEGLAB dikembangkan oleh *Swartz Center for Computational Neuroscience* dan merupakan perangkat lunak yang tidak berbayar. Dalam tugas akhir ini, EEGLAB digunakan untuk pengolahan awal sinyal EEG.

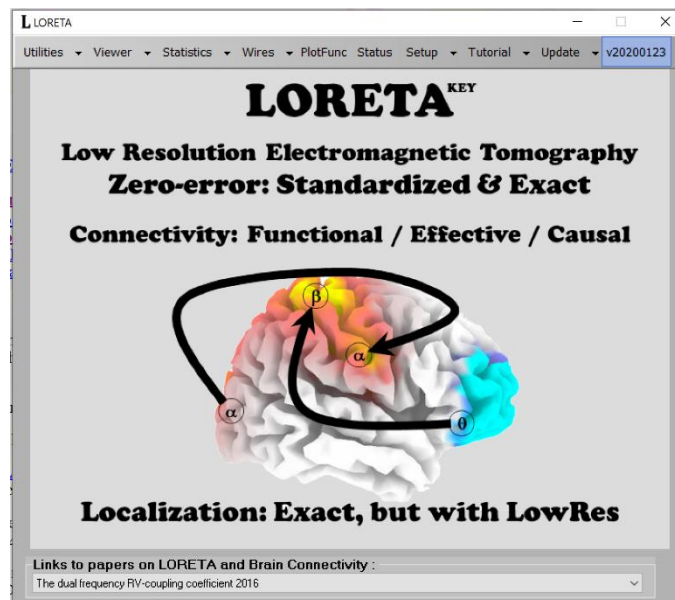
Untuk melakukan pengolahan ICA serta menghitung parameter ICA digunakan library ICASSO. ICASSO merupakan library pada Matlab yang digunakan untuk

menginvestigasi hasil ICA dengan metode pengelompokkan dan visualisasi yang dikembangkan oleh Hyvarinen di Universitas Helsinki.

### 2.7.2 LORETA-KEY

LORETA-KEY merupakan perangkat lunak gratis untuk tujuan akademik yang dikembangkan oleh The KEY Institute for brain-mind research, sebuah Lembaga yang terafiliasi dengan University of Zurich, Switzerland. Program LORETA-KEY mengimplementasikan LORETA dengan model *forward problem* yaitu *3-compartment BEM realistic head model* dan data MRI dari *MNI152 scalp Template*.

LORETA-KEY berisi sekumpulan perangkat lunak yang dijadikan satu, LORETA-KEY mampu untuk melakukan penyelesaian *inverse problem* dengan metode eLORETA dan sLORETA sampai 316 elektroda, selain itu juga mampu untuk melakukan simulasi konektivitas antar bagian otak, sebagai perangkat analisis LORETA-KEY dilengkapi dengan fungsi statistic seperti *paired T-test*, *unpaired T-test*, dan regresi.



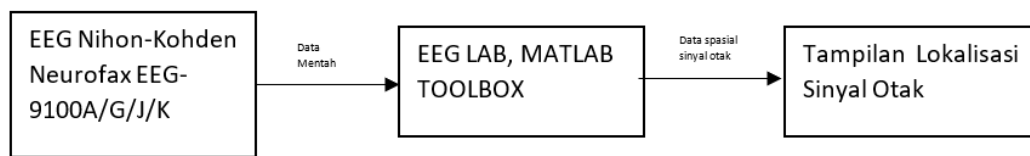
Gambar 2.19 Tampilan laman depan perangkat lunak LORETA-KEY

## BAB III

### METODOLOGI

#### 3.1 Arsitektur Sistem

Data pengukuran EEG diambil dengan EEG Nihon-Kohden Neurofax EEG-9100A/G/J/K. Data yang masih berupa data mentah tersebut akan diolah di program MATLAB dengan toolbox EEGLAB menjadi data spasial sinyal otak yang kemudian ditampilkan menjadi hasil lokalisasi sinyal otak.



**Gambar 3.1** Arsitektur sistem pengukuran EEG

#### 3.2 Metode

##### 3.2.1 Pengambilan Data

Pengambilan data dilakukan di Laboratorium Instrumentasi Medik Program Studi Teknik Fisika, Institut Teknologi Bandung, Coblong, Kota Bandung, Jawa Barat. Subjek yang diambil adalah laki-laki sehat berusia di atas 17 tahun dengan tangan dominan sebelah kanan. Data yang diambil merupakan data EEG gerakan motorik berupa gerakan genggam dan lepas otot tangan dengan sistem penempatan elektroda sesuai dengan standar internasional 10-20. Dalam tugas akhir ini digunakan elektroda yang terbuat dari emas. Elektroda yang baik untuk perekaman EEG memiliki impedansi direntang nilai  $5k\Omega - 10k\Omega$  untuk mempertahankan kestabilan dan ketahanan terhadap derau. Pengaturan impedansi ini menggunakan sejenis gel yang dipasang antara permukaan elektroda dan permukaan kulit kepala [19].

Pengambilan data dibagi menjadi dua sesi yaitu pada keadaan mata terbuka dan pada keadaan mata tertutup. Pada masing-masing sesi, subjek diminta untuk melakukan dua gerakan yaitu tangan kanan menggenggam dan tangan kiri menggenggam. Aktivitas menggenggam dilakukan 5 kali berturut-turut untuk setiap

sesi. Waktu masing-masing gerakan sebesar 5 detik dengan jeda 5 detik antar genggam. Untuk lebih jelasnya, **Tabel 3.1** menunjukkan tahap-tahap pengambilan data yang telah dilakukan.

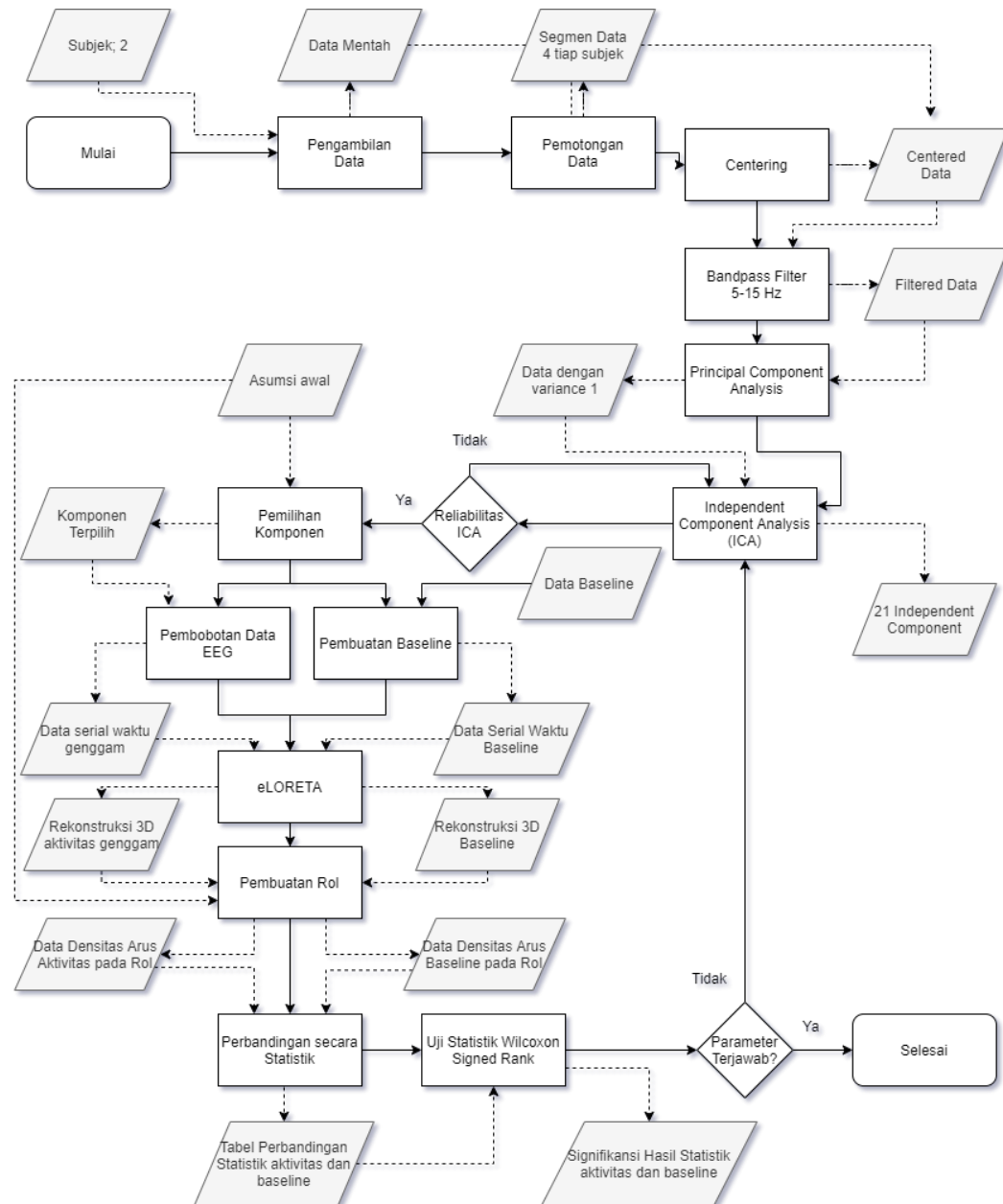
Tabel 3.1 Prosedur Aktivitas Subjek Saat Pengambilan Data

Subjek dalam keadaan mata terbuka				Subjek dalam keadaan mata tertutup			
Tangan Kanan		Tangan Kiri		Tangan Kanan		Tangan Kiri	
Detik Ke	Aktivitas	Detik ke	Aktivitas	Detik Ke	Aktivitas	Detik ke	Aktivitas
0-19	Persiapan	57-76	Persiapan	114-133	Persiapan	171-190	Persiapan
20	Genggam	77	Genggam	134	Genggam	191	Genggam
24	Lepas	81	Lepas	138	Lepas	195	Lepas
28	Genggam	85	Genggam	142	Genggam	199	Genggam
32	Lepas	89	Lepas	146	Lepas	203	Lepas
36	Genggam	93	Genggam	150	Genggam	207	Genggam
40	Lepas	97	Lepas	154	Lepas	211	Lepas
44	Genggam	101	Genggam	158	Genggam	215	Genggam
48	Lepas	105	Lepas	162	Lepas	219	Lepas
52	Genggam	109	Genggam	166	Genggam	223	Genggam
56	Lepas	113	Lepas	170	Lepas	227	Lepas

### 3.2.2 Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan selepas data pada **Tabel 3.1** didapatkan, adapun secara komprehensif alur pengerjaan dari data mentah diberikan pada **Gambar 3.2**.





**Gambar 3.2** Flowchart program pengolahan data

Dari sinyal EEG yang didapatkan, dilakukan pengolahan awal untuk menghilangkan derau yang ada. Sinyal EEG yang telah didapatkan dipotong sesuai aktivitas yang tertera pada tabel 3.1. Setelah itu dilakukan perata-rataan pada segmen tersebut sehingga didapat sinyal EEG dengan rata-rata 0. Hal ini dapat dengan mudah dilakukan dengan mengganti referensi EEG dari salah satu elektroda menjadi keseluruhan elektroda. Untuk mendapatkan sinyal mu, dilakukan pentapisan pada rentang frekuensi 5-15 Hz. Terakhir, dilakukan PCA pada sinyal untuk mendapatkan variansi bernilai 1.

Selanjutnya ICA dilakukan menggunakan library ICASSO. ICA dilakukan untuk mendapatkan komponen sinyal EEG yang berkaitan dengan gerakan tangan mengenggam. ICA dilakukan sebanyak 100 kali untuk menanggulangi lokal minima. Untuk setiap iterasi dilakukan inisialisasi acak pada matriks bobot. Reliabilitas setiap komponen hasil ICA dihitung menggunakan metode pengelompokkan (*clustering*). Parameter reliabilitas ICA berupa indeks kualitas yang menyatakan kepadatan data pada kluster. Komponen ICA dipilih sebagaimana memiliki indeks kualitas lebih dari 0.7. Selain itu, pemilihan komponen ICA juga berdasarkan pada dasar teori dimana aktivitas anggota tubuh bagian kanan akan mengakibatkan penurunan aktivitas EEG pada kepala bagian kiri, pada bagian *broadmann area 4* (BA4) dan *Broadmann area 6* (BA6) dan sebaliknya.

Komponen yang terpilih kemudian dibobotkan pada data EEG untuk membuat serial waktu terbobot yang berisi aktivitas gerakan tangan, dilakukan pula pembuatan *baseline* sebagai pembanding dengan mengambil data tangan gerakan melepas sebelum data genggam yang kemudian diolah sama seperti data genggam. Kemudian dengan program eLORETA, keduanya diberikan *region of interest* (RoI) yang ditentukan sesuai dengan asumsi awal sehingga didapatkan densitas arus hanya pada BA4 dan BA6. Kedua data tersebut dibandingkan dengan *baseline*-nya masing-masing secara statistik (rata-rata, standar deviasi, median, dan korelasi silang) yang signifikansinya dijamin oleh uji statistik *Wilcoxon signed rank*.

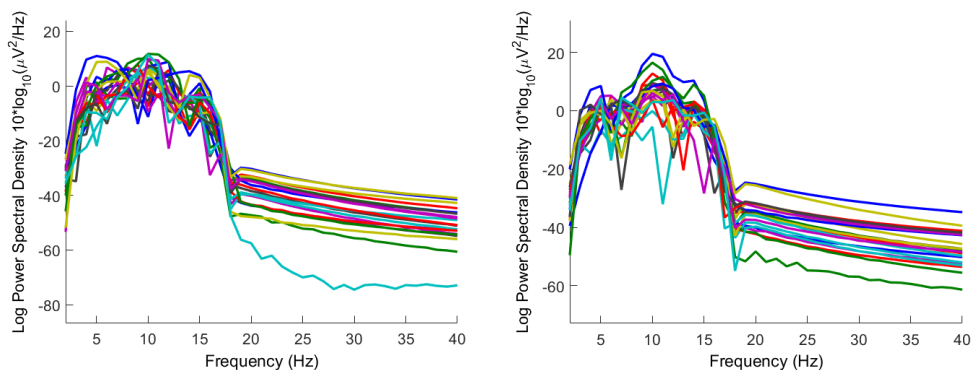
## BAB IV

### HASIL DAN ANALISIS

#### 4.1 Pengolahan Awal

Pada tugas akhir ini dipilih sesi mata tertutup untuk dilakukan pengolahan lebih lanjut. Pemilihan ini dilakukan untuk menghindari adanya aktivitas kedipan mata yang berperan sebagai artifak aktivitas EEG gerakan tangan. Selain itu, hanya segmen ketiga yang diambil untuk dianalisis. Hal ini karena segmen ketiga dirasa cukup untuk mewakili baik gerakan menggenggam di semua segmen. Segmen ketiga berada pada rentang detik ke-150 hingga detik ke-154 untuk tangan kanan menggenggam dan pada rentang detik ke-207 hingga detik ke-211 untuk tangan kiri menggenggam, dimana potongan dilakukan *overlapping* sebesar 1 detik diawal dan 1 detik diakhir yang merupakan suatu praktis yang umum dilakukan dalam pengolahan data ERD [20].

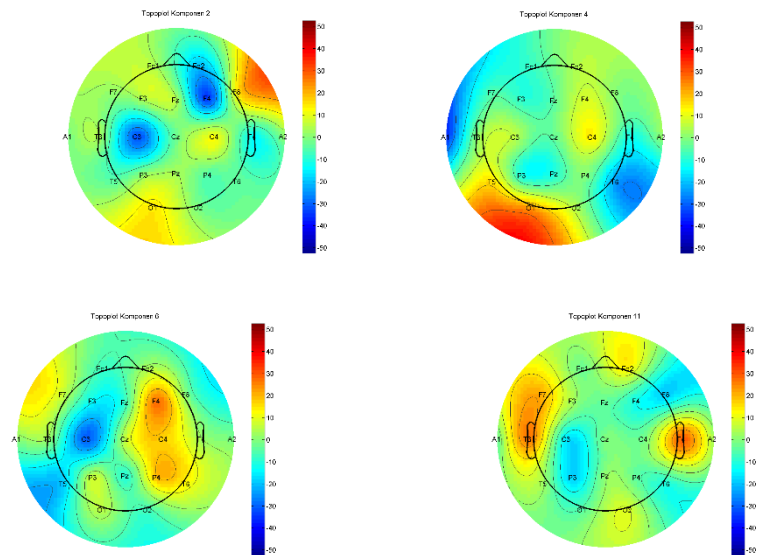
Kemudian dilakukan referensi ulang dari elektroda A1 dan A2 menjadi referensi pada seluruh elektroda agar rata-rata sinyal menjadi 0. Setelah itu dilakukan *filtering* pada rentang frekuensi 5-15 Hz pada sinyal untuk mendapatkan sinyal Mu. Pemilihan frekuensi 5-15 Hz didasarkan pada rentang frekuensi Mu yang terletak pada rentang 8-12 Hz. Hal ini untuk menanggulangi hilangnya informasi yang tidak diinginkan pada frekuensi potong sinyal. Hasil *filtering* ketiga sinyal pada setiap kanal dapat dilihat pada **Gambar 4.1**.



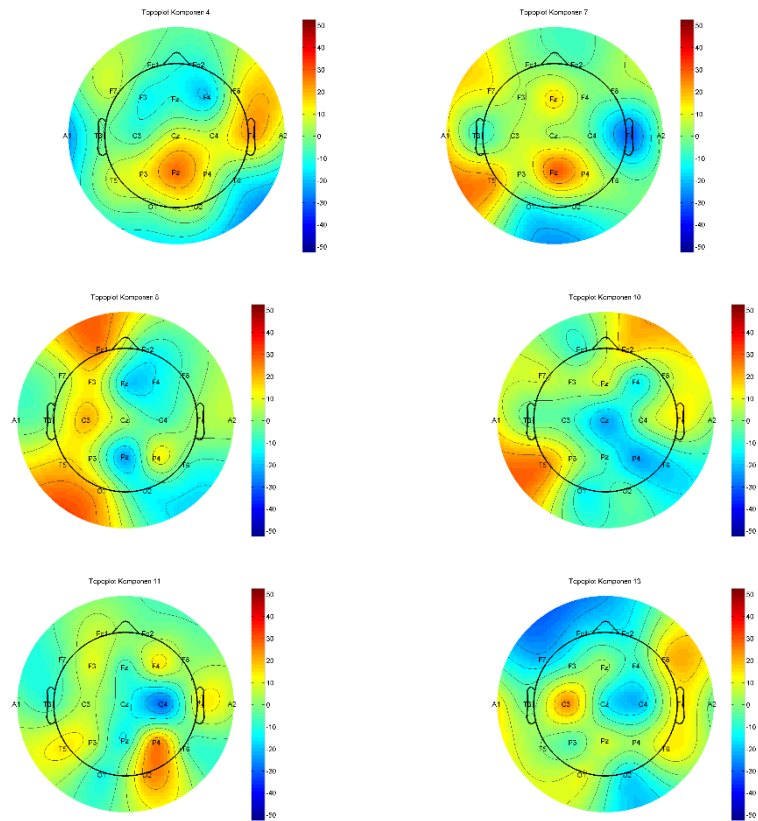
**Gambar 4.1** Fast fourier transform gerakan tangan menggenggam kiri (kiri) dan gerakan tangan menggenggam kanan (kanan).

## 4.2 Pengolahan ICA

Setelah itu, dilakukan PCA untuk membuat variansi sinyal bernilai 1 dilanjutkan dengan ICA yang dilakukan sebanyak 100 kali pada data yang sama. Semakin banyak pengulangan yang dilakukan semakin baik hasil yang didapatkan. Pengulangan 100 kali didasarkan pada penelitian yang dilakukan untuk menguji algoritma ICASSO dengan 15 kali iterasi [50]. Untuk mencari 21 komponen yang ada, dilakukan rata-rata dari 100 pengulangan dengan metode kluster (*clustering*). Hal ini dapat dilakukan dengan menggunakan library ICASSO. Hasil dari pengolahan ICA dapat dilihat pada **Gambar 4.2**.



**Gambar 4.2** Topoplot hasil ICA aktivitas tangan menggenggam kanan komponen 2,4, 6, dan 11.



**Gambar 4.3** Topoplot hasil ICA aktivitas tangan menggenggam kiri komponen 4, 7, 8, 10, 11, dan 13.

Reliabilitas dari ICA dapat dilihat pada **Tabel 4.1**. Terlihat dari hasil reliabilitas ICA, semua komponen hasil ICA tangan kanan menggenggam dapat dilakukan pengolahan lebih lanjut kecuali komponen 20 dan 21. Untuk tangan kiri menggenggam, komponen 16, 18, 19, 20, dan 21 memiliki indeks kualitas di bawah 0.7 sehingga komponen-komponen tersebut bukan global maksima.

**Tabel 4.1** Indeks kualitas hasil ICA untuk tangan kanan menggenggam dan tangan kiri menggenggam.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
K an an	0. 99 1	0. 99 87	0. 99 31	0. 98 97	0. 98 04	0. 98 85	0. 97 32	0. 96 73	0. 93 77	0. 93 89	0. 93 60	0. 90 18	0. 92 63	0. 85 12	0. 84 35	0. 78 34	0. 85 20	0. 93 22	0. 70 78	0. 58 94	0. 60 85
Ki ri	0. 99 90	0. 99 84	0. 97 59	0. 97 31	0. 94 70	0. 88 10	0. 94 29	0. 79 85	0. 0. 96	0. 70 43	0. 0. 96	0. 70 77	0. 0. 59	0. 0. 48	0. 93 91	0. 56 91	0. 78 60	0. 65 47	0. 51 96	0. 45 74	0. 46 33

Lebih lanjut lagi, jika asumsi adanya ERD pada otak bagian kanan mengindikasikan adanya gerakan pada anggota tubuh bagian kiri dan sebaliknya maka didapatkan komponen-komponen yang menjadi objek studi lebih lanjut adalah: 2, 4, 6, dan 11

untuk tangan kanan menggenggam, serta 4, 7, 8, 10, 11, dan 13 untuk tangan kiri menggenggam. Reliabilitas dari komponen-komponen tersebut secara berurutan adalah: 0.9987, 0.9931, 0.9885, dan 0.9360 untuk tangan kanan menggenggam, serta 0.9731, 0.9429, 0.7985, 0.8943, 0.7096, dan 0.8259 untuk tangan kiri menggenggam. Keseluruhan hasil ICA dapat dilihat pada **Lampiran A.1** dan **Lampiran A.2**.

### 4.3 Pengolahan eLORETA

Lokalisasi dengan metode eLORETA dilakukan setelah dilakukan pemilihan komponen-komponen ICA. Untuk analisis, dilakukan perbandingan antara data yang telah diproses oleh ICA dan data *baseline*.

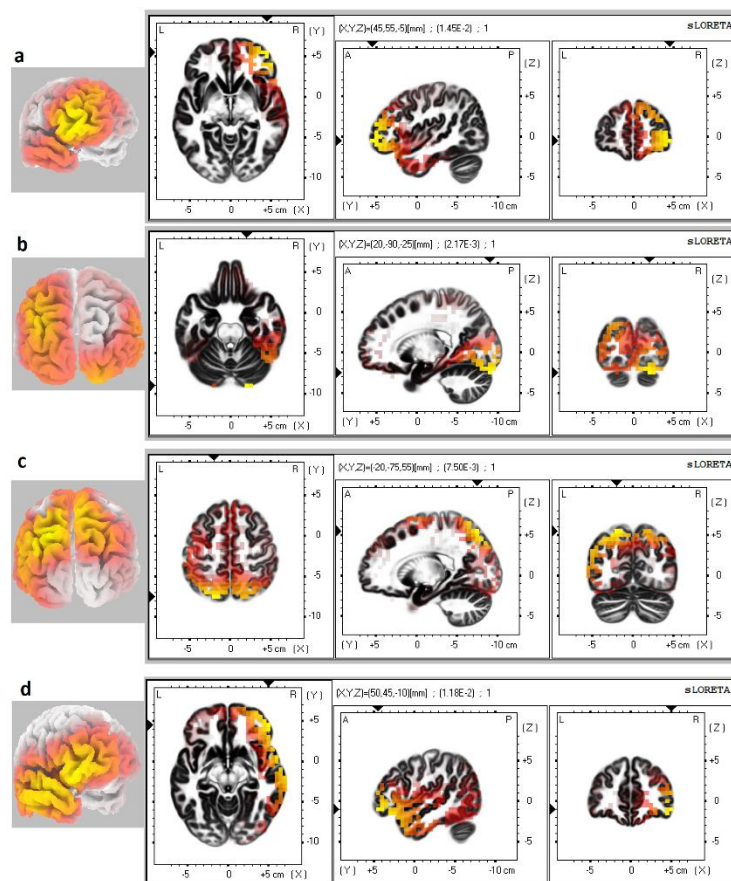
#### 4.3.1 Pembuatan data genggam dan data baseline

Komponen hasil ICA yang terpilih dipercaya memiliki aktivitas dominan gerakan tangan menggenggam. Komponen tersebut kemudian dilakukan lokalisasi sumber dengan perangkat lunak eLORETA. Adapun hasilnya dapat dilihat pada **Gambar 4.4** untuk tangan kanan dan **Gambar 4.5** untuk tangan kiri. Gambar merupakan penampang otak pada bentuk 3 dimensi, penampang *axial* (otak dilihat dari atas), penampang *sagittal* (otak dilihat dari samping), dan penampang *coronal* (otak dilihat dari depan)

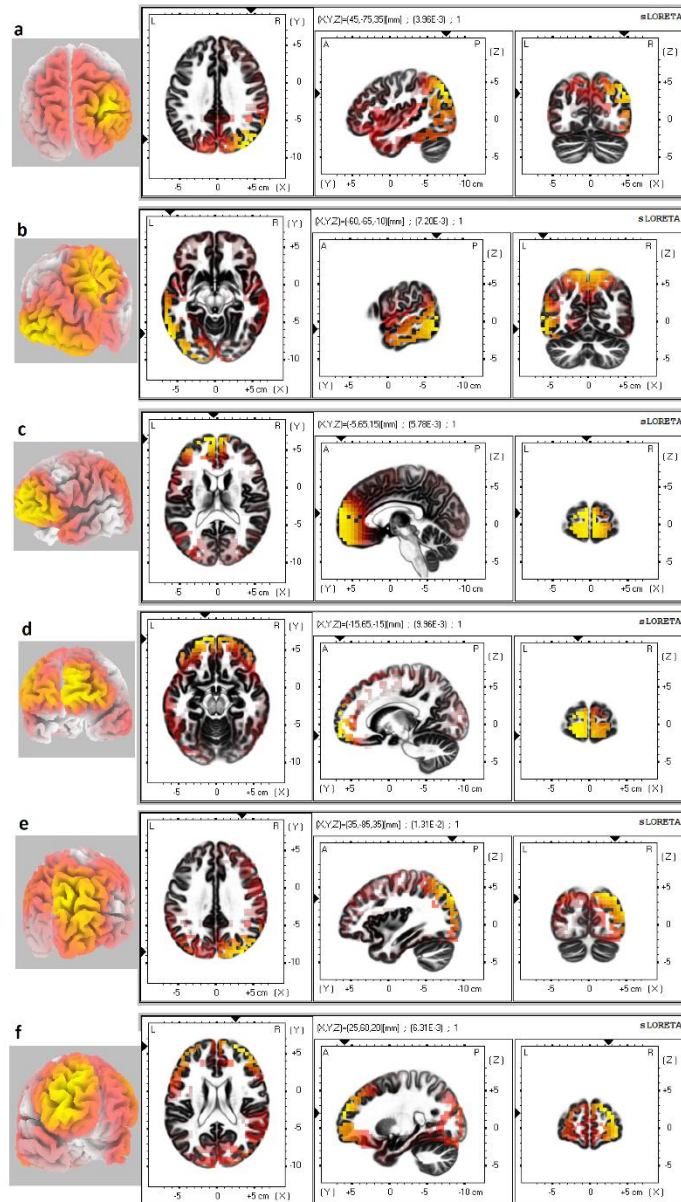
Lokalisasi yang dilakukan tidak tepat menghasilkan sumber pada bagian BA4 dan BA6. Hal ini disebabkan eLORETA seperti yang dijelaskan pada kajian teori merupakan hasil *distributed source model*, dimana lokasi dipol telah berada pada tempat-tempat tertentu pada otak sehingga *forward model* kepala memberikan pengaruh yang besar terhadap hasil lokalisasi. Acar dan Makeig [51] menjelaskan bahwa penggunaan model kepala dengan *MNI152 template* menyebabkan kesalahan lokalisasi kurang lebih 2 cm untuk rata-rata subjek Eropa (kaukasian) sedangkan data yang digunakan pada tugas akhir ialah data subjek Indonesia (asian) dimana terdapat perbedaan antara kepala orang asia dan orang eropa baik dari segi ukuran [52] maupun besar tiap *cortex* [53]. Di sisi lain, metode *distributed source model* memberikan keuntungan dari lokalisasi dimana yang dihitung adalah distribusi dipol bukan lokasi dari satu dipol tertentu sehingga masih dapat dilakukan

analisis untuk daerah BA4 dan BA6 dengan memperhatikan, bukan dari daerah dengan densitas arus terbesar (sumber) melainkan dari distribusi densitas arus disekitar BA4 dan BA6 pada seluruh waktu di potongan. Hal ini dimungkinkan karena seluruh potongan berisi aktivitas genggam secara dominan.

Data *baseline* yang dipakai merupakan data pada detik ke-146 sampai detik ke-150 untuk tangan kanan dan detik ke-203 sampai detik ke-207 untuk tangan kiri. Sama seperti data tangan genggam, dilakukan *overlapping* sebesar 1 detik diawal dan diakhir serta dilakukan juga pengolahan awal. Data tersebut merupakan data saat sebelum tangan subjek melakukan gerakan menggenggam dimana pada saat itu tidak terjadi gerakan tangan apapun sehingga secara teori terjadi sinkronisasi pada seluruh daerah di otak.



**Gambar 4.4** Hasil Lokalisasi sumber eLORETA tangan kanan (a) komponen 2, (b) komponen 4, (c) komponen 6, (d) komponen 11



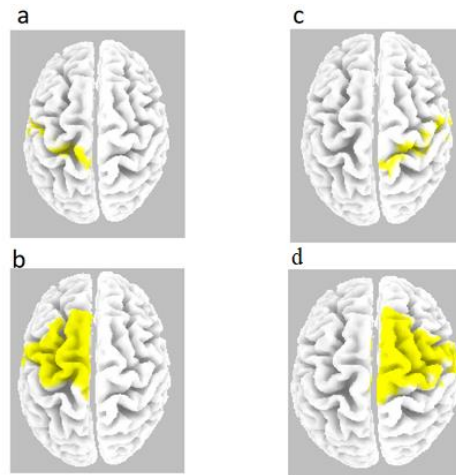
**Gambar 4.5** Hasil Lokalisasi sumber eLORETA tangan kiri (a) komponen 4, (b) komponen 7, (c) komponen 8, (d) komponen 10, (e) komponen 11, (f) komponen 12

#### 4.3.2 Pembuatan dan penggunaan RoI

Kesalahan lokalisasi membuat *region of interest* (RoI) yang dipilih diperbesar keseluruhan bagian BA4 dan BA6 bukan hanya pada bagian yang berhubungan dengan gerakan tangan. Densitas arus pada setiap waktu akan diambil untuk setiap *voxel* di BA4 dan BA6 kemudian dirata-rata sehingga diharapkan pengaruh dari aktivitas gerakan tangan akan dominan. **Gambar 4.6** memberikan visualisasi RoI



yang dipakai yaitu BA4 kiri, BA4 kanan, BA6 kiri dan BA6 kanan. BA4 kiri dan BA6 kiri akan digunakan untuk potongan data dari gerakan tangan kanan, dan sisanya untuk gerakan tangan kiri. Hasilnya berupa tabel rata-rata densitas arus untuk tiap waktu di setiap RoI.



**Gambar 4.6** RoI Lokalisasi EEG (a) BA4 tangan kanan, (b) BA6 tangan kanan, (c) BA4 tangan kiri, (d) BA6 tangan kiri

#### 4.4 Statistik eLORETA

Perbandingan secara statistik dilakukan antara tiap data di RoI-nya dengan baseline di RoI-nya pula, Adapun sesuai dengan dasar teori maka saat adanya gerakan terjadi penurunan densitas arus dibandingkan dengan *baseline*-nya.

##### 4.4.1 Hasil Statistik pengolahan eLORETA

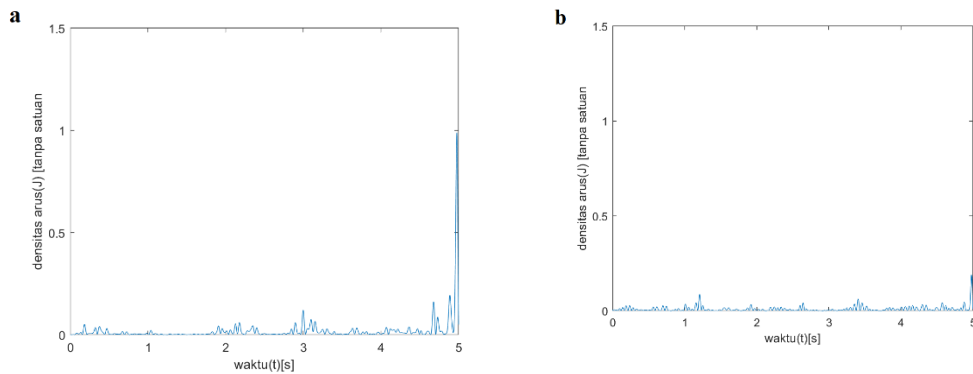
Pengolahan statistik yang digunakan untuk melihat perbandingan densitas arus di setiap waktu antara data gerakan menggenggam dan *baseline* adalah rata-rata, standar deviasi, dan median. Hasilnya dapat dilihat pada **Tabel 4.2**, dapat dilihat bahwa penurunan mean terjadi antara densitas arus gerakan tangan dan baseline. Standar deviasi yang didapatkan pada data *baseline* memiliki nilai yang cukup tinggi. Hal ini wajar karena pada saat tersebut subjek tidak melakukan suatu aktivitas dominan yang menyebabkan kecenderungan pada data. Median memberikan hasil penurunan antara densitas arus dan gerakan tangan kecuali pada BA4 oleh gerakan tangan kiri, namun tidak terlalu signifikan, hal ini akan dibuktikan pada bagian **4.4.1 Pengujian hasil statistik eLORETA**

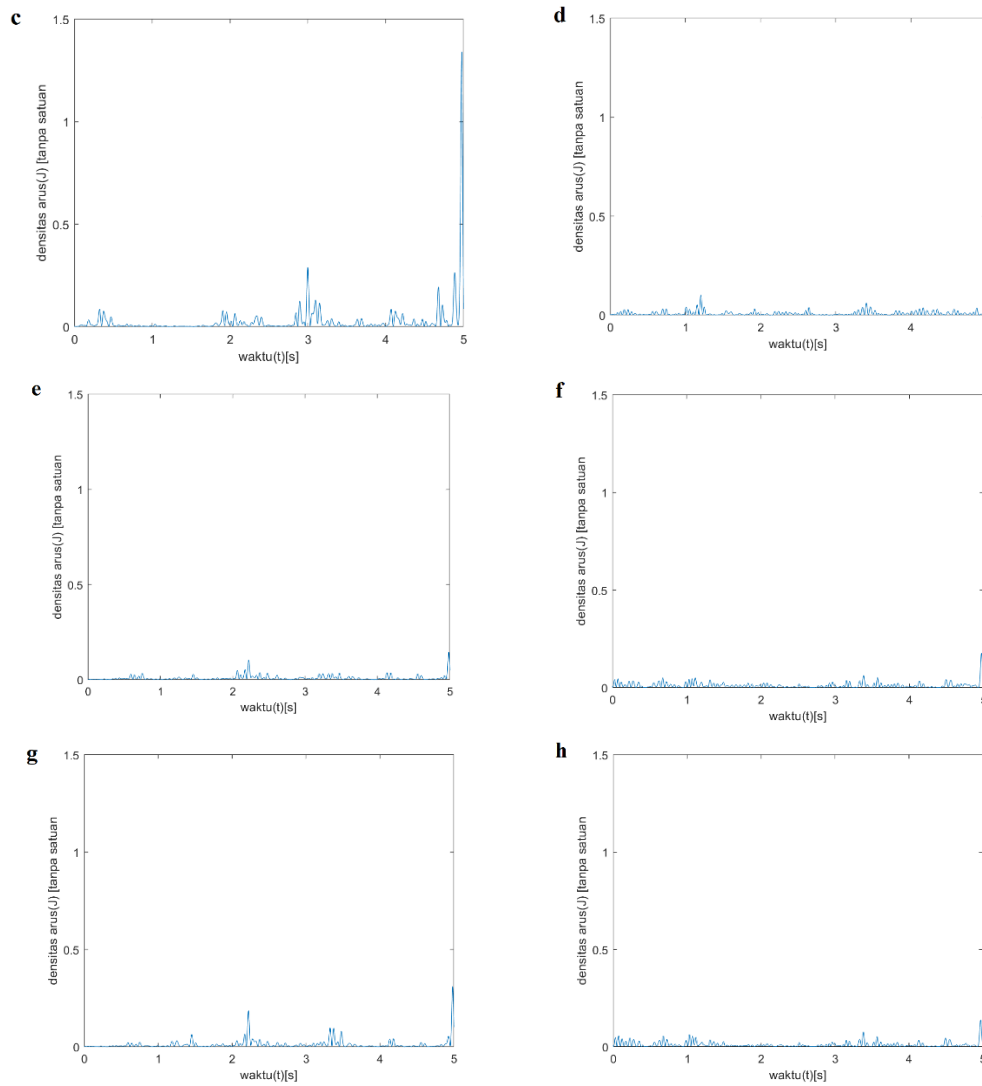
**Tabel 4.2** Hasil Statistik pengolahan eLORETA

Parameter Statistik	Kanan				Kiri			
	Baseline BA4	BA4	Baseline BA6	BA6	Baseline BA4	BA4	Baseline BA6	BA6
Mean	0.09734	0.00928	0.13466	0.00944	0.02112	0.01134	0.03176	0.01079
Perbedaan Mean	-0.08806		-0.12522		-0.00978		-0.02097	
Standar deviasi	0.19981	0.02047	0.27740	0.02003	0.06817	0.01754	0.10294	0.01583
Median	0.00892	0.00346	0.00895	0.00382	0.00576	0.00644	0.00625	0.00568
Perbedaan Median	-0.00546		-0.00512		0.00068		-0.00057	

Korelasi silang dilakukan dengan mengkorelasikan 2500 data gerakan tangan genggam dan 2500 data *baseline*. Diharapkan koefisien korelasi kedua data adalah maksimal dengan *lag* yang minimal. Hal ini dikarenakan kedua data diambil pada saat yang berdekatan dan pemrosesan yang sama sehingga dapat dikatakan bahwa perubahan amplituda pada data dikarenakan faktor gerakan tangan menggenggam yang membedakan kedua data. Grafik serial waktu masing-masing data dapat dilihat pada **Gambar 4.7**.

Data yang diolah untuk korelasi silang tidak dilakukan *overlapping* karena data yang diambil sebagai data tangan genggam dan *baseline* merupakan potongan yang berdekatan sehingga pada bagian *overlapping* nilai koefisien korelasi silang akan tinggi.

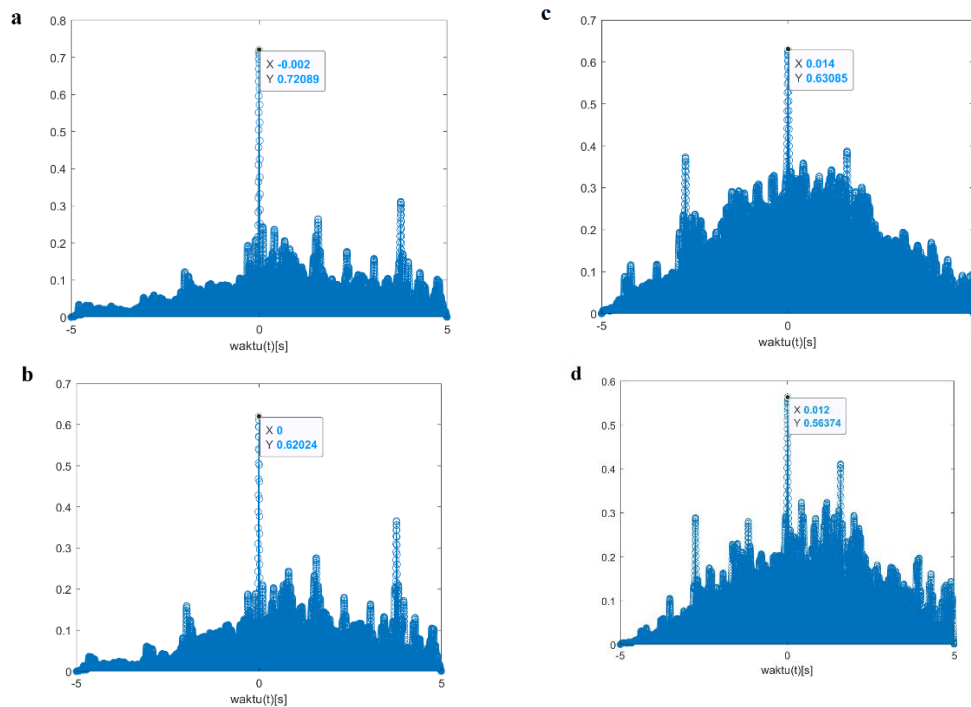




**Gambar 4.7** Grafik serial waktu densitas arus terlokalisasi BA4 dan BA6 (a) baseline kanan BA4, (b) genggam kanan BA4, (c) baseline kanan BA6, (d) genggam kanan BA6, (e) baseline kiri BA4, (f) genggam kiri BA4, (g) baseline kiri BA6, (h) genggam kiri BA6

Hasil korelasi silang ditunjukkan pada **Gambar 4.8**, dapat dilihat bahwa koefisien korelasi bernilai direntang 0.56-0.72 yang oleh Taylor [54] diklasifikasikan *modest/moderate correlation* (0.36 – 0.67) dan *strong correlation* (0.68-1.0). keseluruhan hasil korelasi silang memiliki nilai *time-lag* di sekitar 0. Nilai koefisien korelasi ini dimaklumi karena sinyal gerakan genggam dan sinyal *baseline* tidak mungkin sama persis. Namun, nilai *time-lag* yang berada disekitar 0 menunjukkan kecenderungan perubahan amplituda sinyal karena adanya aktivitas gerakan genggam yang dominan (ERD). Selain itu bila kita bandingkan nilai koefisien korelasi silang yang tinggi didapatkan pada data tangan kanan. Hal ini

kemungkinan besar berkaitan dengan preferensi tangan dominan dari subjek dimana aktivasi *motor cortex* pada tangan yang tidak dominan (dalam hal ini adalah tangan kiri) memberikan pengaruh yang lebih kecil pada ERD [55]. Akan tetapi, diperlukan studi lebih lanjut dengan subjek yang lebih beragam untuk mengkonfirmasi hal tersebut.

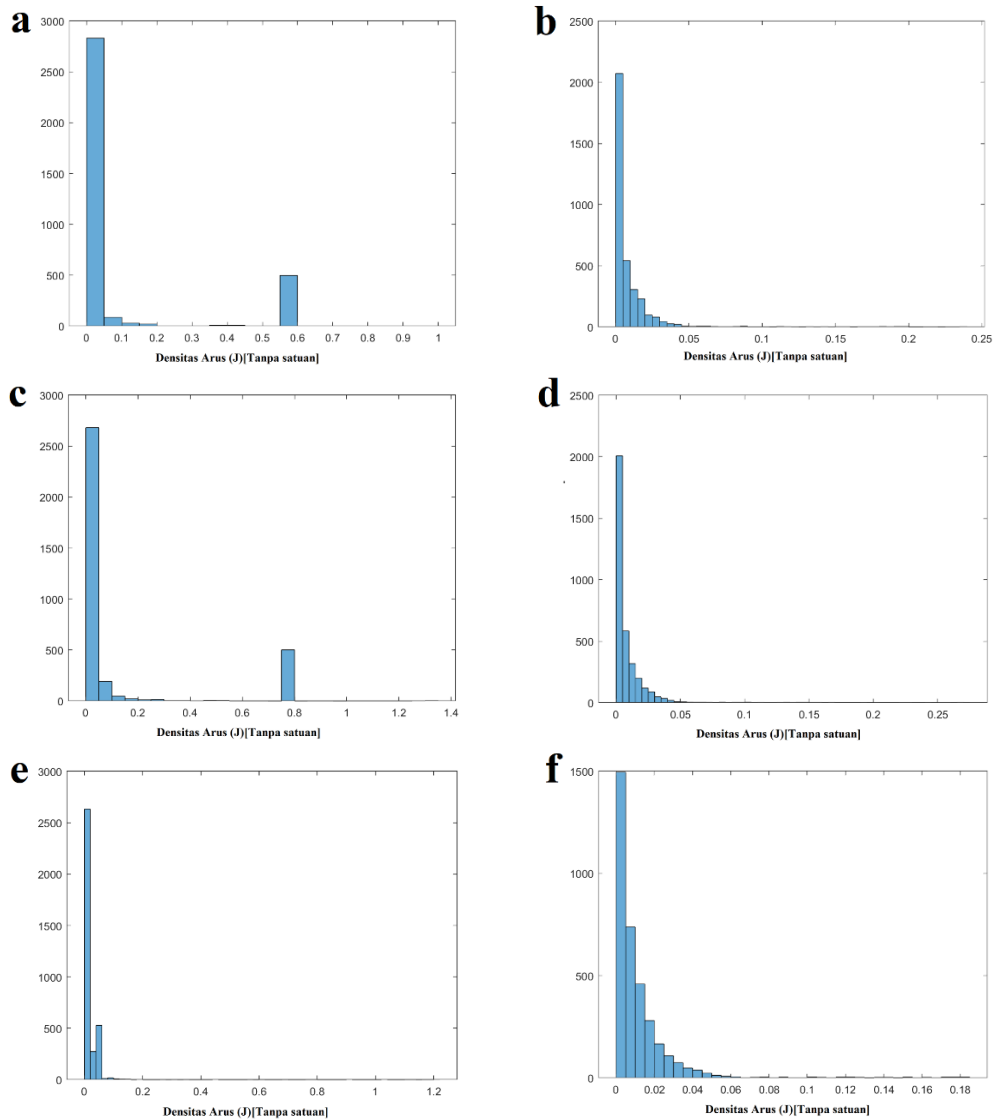


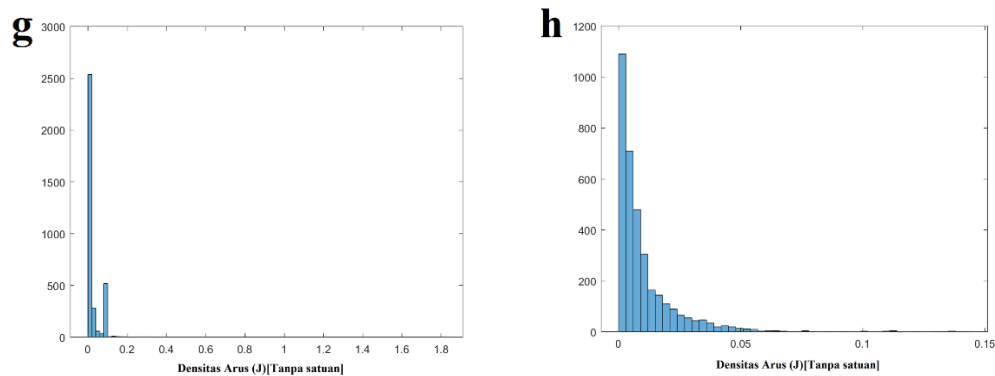
**Gambar 4.8** Grafik korelasi silang densitas arus terlokalisasi BA4 dan BA6 (a) baseline kanan BA4 dan gengam kanan BA4, (b) baseline kiri BA4 dan gengam kiri BA4, (c) baseline kanan BA6 dan gengam kanan BA6, (d) baseline kiri BA6 dan gengam kiri BA6

#### 4.4.2 Pengujian hasil statistik eLORETA

Pengujian **Tabel 4.2** dilakukan untuk mengetahui apakah adanya gerakan tangan menyebabkan penurunan densitas arus pada BA4 dan BA6 secara *contralateral*. Secara sederhana pengujian ini membandingkan 2 kondisi yaitu sebelum dan sesudah (*pre-post condition*) dimana pada kondisi sesudah diharapkan gerakan tangan menggenggam memberikan kecenderungan penurunan pada densitas arus. Pengujian kondisi sebelum dan sesudah biasa dilakukan dengan *paired t-test*, dimana dilakukan pengujian apakah sampel memiliki perbedaan *mean* yang signifikan. Namun, salah satu syarat dari *paired t-test* adalah data sampel memiliki distribusi yang normal. Pada **Gambar 4.9** dapat dilihat tidak semua sampel memiliki

distribusi yang normal terutama data *baseline*. Hal ini disebabkan tidak ada aktivitas dominan pada *baseline* yang memberikan kecenderungan pada data sehingga didapatkan pencilan (*outlier*). Untuk mengatasinya pengujian dilakukan dengan *Wilcoxon signed rank test* yaitu uji statistik tak parametrik yang sepadan dengan *paired t test* namun untuk data dengan distribusi sembarang. *Wilcoxon sign rank test* membandingkan median dari dua sampel sehingga lebih tahan terhadap pencilan. [56]





**Gambar 4.9** Grafik batang densitas arus terlokalisasi BA4 dan BA6 (a) baseline kanan BA4, (b) genggam kanan BA4, (c) baseline kanan BA6, (d) genggam kanan BA6, (e) baseline kiri BA4, (f) genggam kiri BA4, (g) baseline kiri BA6, (h) genggam kiri BA6

*Wilcoxon signed rank test* telah dilakukan oleh Jebelli et al yaitu dengan membandingkan kondisi aktif dan tidak aktif pada pekerja konstruksi dari data mentah EEG di elektroda C3 dan C4 dan berhasil membuktikan adanya perubahan signifikan pada gelombang beta antara kondisi aktif bekerja dan tidak aktif bekerja [57]. Hasil uji statistik dengan *wilcoxon signed rank test* dapat dilihat pada **Tabel 4.3**. Pengujian dilakukan dengan standar kepercayaan 95% ( $\alpha=0.05$ ) dan *one tailed right test* yaitu dengan hipotesis 0 bahwa kedua data memiliki beda median yang berasal dari distribusi yang sama dengan 0 serta hipotesis 1 bahwa kedua data memiliki beda median yang berasal dari distribusi yang lebih besar dari 0, atau dengan kata lain data *baseline* lebih besar dari data gerakan genggam sehingga bila hipotesis 1 diterima penurunan ERD pada BA4 dan BA6 saat gerakan menggenggam dapat dikonfirmasi.

**Tabel 4.3** Hasil Uji Statistik pengolahan eLORETA

uji statistik wilcoxon signed rank	Kanan		Kiri	
	Baseline BA4 > BA4	Baseline BA6 > BA6	Baseline BA4 > BA4	Baseline BA6 > BA6
p-value	$\ll 0.001$	$\ll 0.001$	0.0016	$\ll 0.001$
Hipotesis	1	1	1	1

## **BAB V**

### **KESIMPULAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

1. Hasil uji statistik data berhasil mengkonfirmasi penurunan ERD ritme mu pada BA4 dan BA6 secara *contralateral*, sehingga metodologi berhasil sebagai prosedur ICA-eLORETA untuk melokalisasi aktivitas otak berkaitan dengan gerakan tangan menggenggam.
2. Peta Topografi hasil komponen ICA yang berhubungan dengan gerakan tangan menggenggam telah terbentuk.
3. Peta korteks otak hasil lokalisasi dengan gerakan tangan menggenggam telah terbentuk namun tidak memberikan lokalisasi tepat pada BA4 dan BA6 akibat kesalahan lokalisasi oleh model kepala *template* yang digunakan.
4. Statistik dari hasil lokalisasi gerakan tangan menggenggam dengan metode ICA-eLORETA menunjukkan penurunan densitas arus data genggam terhadap baseline baik pada tangan dan tangan kiri, dengan standar kepercayaan 95% oleh uji statistik *Wilcoxon signed rank test*.

#### **5.2 Saran**

1. Stimulus (gerakan menggenggam) saat pengambilan data dilakukan dengan jarak pengulangan yang acak, hal ini untuk menghindari terbentuknya frekuensi pengulangan tersebut pada data.
2. Pengambilan data genggam dilakukan dengan durasi yang lebih cepat dan saat lepas yang lebih lama, hal ini disebabkan, durasi yang lama mengakibatkan sinyal kembali tunak sehingga desinkronisasi tidak dominan (sulit terlihat).
3. Dibutuhkan kerjasama dengan tenaga medis untuk interpretasi yang lebih baik bagi hasil ICA dan eLORETA.
4. Model kepala hasil pindai *MRI* yang digunakan sebaiknya merupakan hasil pindai langsung kepala subjek.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementrian Kesehatan Republik Indonesia, "Riset Kesehatan Dasar 2018," Balitbangkes, 2018.
- [2] O. M. Giggins, U. M. Persson and B. Caulfield, "Biofeedback in Rehabilitation," *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2013.
- [3] L. v. Dokkum, T. Ward and I. Laffont, "Brain Computer Interfaces for Neurorehabilitation Strategy Post-stroke," *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, vol. 58, pp. 3-8, 2015.
- [4] R. P. Lystad and H. P. Pollard, "Functional Neuroimaging: A Brief Overview and Feasibility for use in Chiropractic Research," *Journal of The Canadian Chiropractic Association*, vol. 53, pp. 59-72, 2009.
- [5] P. L. Nunez and R. D. Katznelson, "Electric Field of The Brain: The Neurophysics of EEG," Oxford University Press, Britania Raya, 1981.
- [6] A. P. Alivisatos, M. Chun, G. M. Church, R. J. Greenspan, M. L. Roukes and R. Yuste, "The Brain Activity Map Project and The Challenge of Functional Connectomics," *Neuron*, vol. 74, no. 6, pp. 970-974, 2012.
- [7] M. A. Jatoi, N. Kamel, A. S. Malik, I. Faye and T. Begum, "A Survey of Methods used for Source Localization using EEG Signals," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 11, pp. 42-52, 2014.
- [8] J. Gross, J. Kujala, M. Hamalainen and L. Timmermann, "Dynamic Imaging of Coherent Sources: Studying Neural Interactions in the Human Brain," in *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2001.
- [9] Y. Aoki, R. Ishii, R. D. Pascual-Marqui, L. Canuet, S. Ikeda, M. Hata, K. Imajo, H. Matsuzaki, T. Musha, T. Asada, M. Iwase and M. Takeda, "Detection of EEG-Resting State Independent Networks by eLORETA-ICA Method," *Frontier Human Neuroscience*, 2015.
- [10] L. Giuliano, G. Mostile, D. Fatuzzo, G. Mainieri, A. Nicoletti, V. Sofia and M. Zappia, "Abnormal Visual Sensitivity in Eyelid Myoclonia with Absences: Evidence from Electro cortical Connectivity and Non-linear Quantitative Analysis of EEG Signal," *Seizure*, vol. 69, pp. 118-124, 2019.
- [11] S. Asadzadeh, R. T. Y, S. Behesti, A. Delpak and S. Meshgini, "A Systematic Review of EEG Source Localization Techniques and Their Applications on Diagnosis of Brain Abnormalities," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 339, 2020.



- [12] R. Stock, G. Thrane, T. Askim, A. Anke and P. J. Mork, "Development of Grip Strength During the First Year After Stroke," *Journal of Rehabilitation Medicine*, vol. 51, no. 4, pp. 248-256, 2019.
- [13] P. L. Nunez, "Chapter 1: Physiological Foundations of Quantitative EEG Analysis," in *Quantitative EEG Analysis Methods and Clinical Applications*, Boston, ARTECH HOUSE, 2009, pp. 1-22.
- [14] P. L. Nunez and R. Srinivasan, "Chapter 1: The Physics-EEG Interface," in *Electric Field of The Brain: Neurophysics of EEG 2nd Edition*, New York, Oxford University Press, 2006, pp. 3-52.
- [15] S. Makeig, A. J. Bell, T.-P. Jung and T. J. Sejnowski, "Independent Component Analysis of Electroencephalographic Data," *Advances in neural information processing systems*, vol. 8, pp. 145-151, 1996.
- [16] F. Amzica and F. H. Lopez da Silva, "Chapter 3: Cellular Substrates of Brain Rhythms," in *Niedermeyer's Electroencephalography Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*, Philadelphia, WOLTERS KLUWER, 2011, pp. 33-64.
- [17] 1953 COMMITTEE ON METHODS OF CLINICAL EXAMINATION IN ELECTROENCEPHALOGRAPHY, "Report of The Committee on Methods of Clinical Examination in Electroencephalography," EEG Congres, Boston, 1953.
- [18] Y. Lim, R. Subramanian, G. Alessandro, K. Trevor and S. Roberto, "Cognitive Human-Machine Interface and Interactions for Unmanned Aircraft," *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2017.
- [19] I. Gutberlet and S. Debener, "Techniques of EEG Recording and Preprocessing," in *Quantitative EEG Analysis Methods and Clinical Applications*, Boston, ARTECH HOUSE, 2009, pp. 23-38.
- [20] G. Pfurtscheller and F. H. Lopes Da Silva, "EEG Event-Related Desynchronization (ERD) and Event-Related Synchronization (ERS)," in *Niedermeyer's Electroencephalography Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields 6th Edition*, Philadelphia, WOLTERS KLUWER, 2011, pp. 935-948.
- [21] L. Zhao and H. Yang, "Power Spectrum Estimation of the Welch Method Based on Imagery," *Applied Mechanics and Materials*, Vols. 278-280, pp. 1260-1264, 2013.

- [22] M. F. Bear, B. W. Connors and M. A. Paradiso, "Chapter 7: The Structure of Central Nervous System," in *Neuroscience Exploring The Brain 4th Edition*, Alphen Aan den Rijn, Wolters Kluwer, 2016, pp. 179-219.
- [23] J. E. Hall and A. C. Guyton, "Chapter 55: Cortical and Brain Stem of Motor Function," in *Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology 12th Edition*, Philadelphia, Saunder Elsavier, 2011, pp. 667-679.
- [24] M. F. Bear, B. W. Connors and M. A. Paradiso, "Chapter 14: Brain Control of Movement," in *Neuroscience Exploring The Brain 4th Edition*, Alphen Aan den Rijn, Wolters Kluwer, 2016, pp. 483-516.
- [25] C. M. Michel and B. He, "EEG Mapping and Source Imaging," in *Niedermeyer's Electroencephalography Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields 6th Edition*, Philadelphia, WOLTER KLUWER, 2011, pp. 1179-1202.
- [26] M. Scherg, P. Berg, N. Nakasato and S. Beniczky, "Taking the EEG Back Into the Brain: The Power of Multiple Discrete Sources," *Frontiers in Neurology*, vol. 10, p. 855, 2019.
- [27] A. Hyvarinen, J. Karhunen and E. Oja, *Independent Component Analysis*, John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [28] A. Hyvarinen and E. Oja, "Independent Component Analysis: Algorithms and Applications," Neural Networks Research Centre Helsinki University of Technology, Helsinki, 2000.
- [29] S. Glen, "StatisticsHowTo.com: Elementary Statistics for the rest of us!," [Online]. Available: <https://www.statisticshowto.com/probability-and-statistics/statistics-definitions/kurtosis-leptokurtic-platykurtic/>. [Accessed 10 June 2020].
- [30] A. Hyvarinen and E. Oja, "A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis," Helsinki University of Technology Laboratory of Computer and Information Science, Helsinki, 1997.
- [31] D. Dharmapalani, H. K. Nguyen, T. W. Lewis, D. DeLosAngeles, J. O. Wiloughby and K. J. Pope, "A Comparison of Independent Component Analysis Algorithms and Measures to Discriminate Between EEG and Artifact Components," in *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Orlando, FL, USA, 2016.
- [32] A. Hyvarinen and J. Himberg, "ICASSO: Software for Investigating The Reliability of ICA Estimates by Clustering and Visualization," Neural

Networks Research Centre Helsinki University of Technology, Helsinki, 2003.

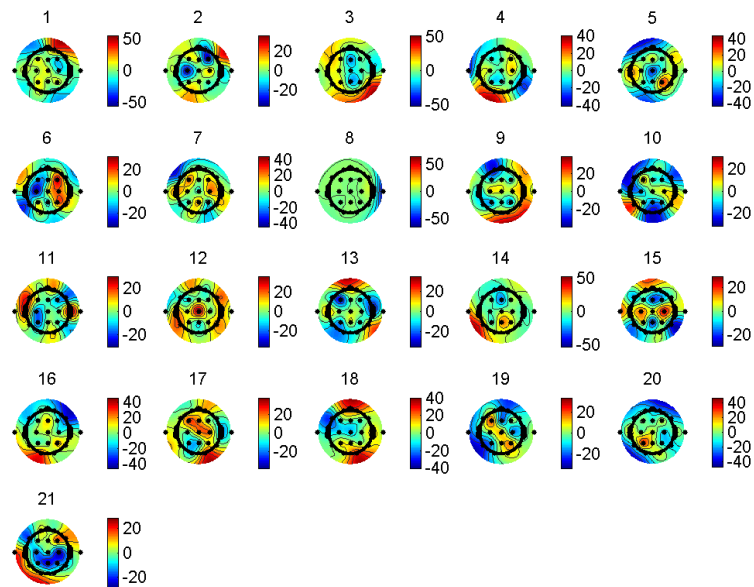
- [33] S. Ma, C. N. M, X.-L. Li, T. Eichele, V. D. Calhoun and T. Adali, "Automatic Identification of Functional Clusters in fMRI Data Using Spatial Information," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 12, 2011.
- [34] M. A. Jatoui and N. Kamel, "Chapter 2: Neuroimaging Technique for Brain Analysis," in *Brain Source Localization Using EEG Signal Analysis*, Abingdon, Taylor&Francis Group, 2018, pp. 17-33.
- [35] R. D. Pascual-Marqui, "Discrete, 3D Distributed, Linear Imaging Methods of Electric Neuronal Activity. Part 1: Exact, Zero Error Localization,," arXiv:0710.3341, 2007.
- [36] R. D. Pascal-Marqui, "Chapter 5: Theory of The EEG Inverse Problem," in *Quantative EEG Analysis Methods and Clinical Applications*, Boston, ARTECH, 2009, pp. 121-140.
- [37] M. A. Jatoui and N. Kamel, "Chapter 3: EEG Forward Problem 1: Mathematical Background," in *Brain Source Localization Using EEG Signal Analysis*, Abingdon, Taylor&Francis Group, 2018, pp. 37-46.
- [38] P. L. Nunez and R. Srinivasan, "Chapter 4 : Electric Field and Currents in Biological Tissue," in *Electric Fields of The Brain The Neurophysics of EEG 2nd Edition*, Boston, ARTECH HOUSE, 2009, pp. 147-198.
- [39] J. Mazziotta, A. Toga, A. Evans, P. Fox, J. Lancaster, K. Zilles, R. Woods, T. Paus, G. Simpson, B. Pike, C. Holmes, L. Collins, P. Thompson, D. MacDonald, M. Iacoboni, T. Schormann, K. Amunts, N. Palomero-Gallagher, S. Geyer, L. Parsons, K. Narr, N. Kabani, G. L. Goualher, D. Boomsma, T. Cannon, R. Kawashima and B. Mazoyer, "A probabilistic atlas and reference system for the human brain: International Consortium for Brain Mapping (ICBM)," *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci*, pp. 1293-1322, 2001.
- [40] M. Fuchs, J. Kastner, M. Wagner, S. Hawes and J. S. Ebersole, "A standardized boundary element method volume conductor model," *Clin Neurophysiol*, vol. 113, pp. 702-712, 2002.
- [41] A. A. Zeynep and G. Nevzat, "An Accelerated BEM Formulation for The Forward Solution of ESI Using Realistic Head Model," in *Annual International Conference of The IEEE Engineering in Medicine and Biology Proceedings*, 2003.

- [42] M. A. Jatoi and N. Kamel, "Chapter 4 EEG Forward Problem II : Head Modelling Approach," in *Brain Source Localization Using EEG Signal Analysis*, Abingdon, Taylor&Francis Group, 2018, pp. 49-60.
- [43] R. D. Pascual-Marqui, C. M. Michel and D. Lehmann, "Low Resolution Electromagnetic Tomography: A new method for localizing Electrical Activity in The Brain," *International Journal of Physicophysiology*, vol. 18, pp. 49-65, 1994.
- [44] A. Tikhonov and V. Arsenin, *Solutions to ill-posed problem*, Washington DC: Winston, 1977.
- [45] R. D. Pascual-Marqui, "Review of Methods for Solving The EEG Inverse Problem," *International Journal of Bioelectromagnetism*, vol. 1, no. 1, pp. 75-86, 1999.
- [46] M. A. Jatoi and N. Kamel, "Chapter 5 EEG Inverse Problem I: Classical Techniques," in *Brain Source Localization Using EEG Signal Analysis*, Abingdon, Taylor&Francis Group, 2018, pp. 63-75.
- [47] R. D. Pascual-Marqui, "Standardized low-resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA): technical details.," *Methods & Findings in Experimental & Clinical Pharmacology*, pp. 5-12, 2002.
- [48] R. D. Pascual-Marqui, D. Lehmann, M. Koukkou, K. Kochi, P. Anderer, B. Saletu, H. Tanaka, K. Hirata, E. R. John, L. Prichep, R. Biscay-Lirio and T. Kinoshita, "Assessing Interaction in The Brain with exact Low-Resolution Electromagnetic Tomography," *Philosophical Transaction of The Royal Society A*, vol. 369, pp. 3768-3784, 2011.
- [49] J. Onton and S. Makeig, "High-frequency broadband modulations of electroencephalographic spectra," *Frontier in Human Neuroscience*, vol. 3, p. 61, 2009.
- [50] J. Himberg, A. Hyvarinen and F. Esposito, "Validating the Independent Components of Neuroimaging Time-series via Clustering and Visualization," *Neural Networks Research Centre Helsinki Univ. of Technology*, Helsinki, 2003.
- [51] Z. A. Acar and S. Makeig, "Effects of Forward Model error on EEG Source Localization," *Brain Topography*, vol. 10, 2013.
- [52] R. Ball, C. Shu, P. Xi, M. Rioux, Y. Luximon and J. Molenbroek, "A comparison between Chinese and Caucasian head shapes," *Appl Ergon*, vol. 41, no. 6, pp. 832-839, 2010.

- [53] Y. Tang, L. Zhao, Y. Lou, Y. Shi, R. Fang, X. Lin, S. Liu and A. Toga, "Brain structure differences between Chinese and Caucasian cohorts: A comprehensive morphometry study," *Human brain mapping*, vol. 39, no. 5, pp. 2147-2155, 2018.
- [54] R. Taylor, "Interpretation of the Correlation Coefficient: A Basic Review," *Journal of Diagnostic Medical Sonography*, vol. 1, pp. 35-39, 1990.
- [55] D. Zapala, E. Zabielska-Mendyk, P. Augustynowicz, A. Cudi, M. Jaskiewicz, M. Szewczyk, N. Kopis and P. Francuz, "The effects of handedness on sensorimotor rhythm desynchronization and motor-imagery BCI control," *Scientific Report*, vol. 10, p. 2087, 2020.
- [56] S. Scheff, *Fundamental Statistical Principles for The Neurologist 1st Edition*, Academic Press: Cambridge, 2016.
- [57] J. Houtan, S. Lee and S. Hwang, "An EEG Signal Processing Framework to Obtain High-Quality Brain Waves from an Off-the-Shelf Wearable EEG Device," *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 32, 2017.

## Lampiran

### A.1 Hasil ICA gerakan tangan kanan menggenggam



### A.2 Hasil ICA gerakan tangan kiri menggenggam

