

**ANALISIS SINYAL EEG TERHADAP PEMILIHAN
KATA ADIKSI PADA REMAJA MENGGUNAKAN
METODE *EVENT RELATED POTENTIAL***

TESIS

**Diajukan untuk memenuhi syarat mendapatkan gelar Magister Teknik
dari Universitas Katolik Indonesia Atma Jaya Jakarta**



Disusun Oleh:

**TOBIAS MIKHA SULISTIYO
202400090001**

**PROGRAM STUDI MAGISTER TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS BIOSAINS, TEKNOLOGI DAN INOVASI
UNIVERSITAS KATOLIK INDONESIA ATMA JAYA
JAKARTA
2026**

LEMBAR PERNYATAAN PEMBIMBING

Yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan bahwa:

Nama : Tobias Mikha Sulistiyo
NIM : 202400090001
Program studi : Magister Teknik Elektro
Fakultas : Biosains, Teknologi dan Inovasi
Judul tesis : Analisis Sinyal EEG Terhadap Pemilihan Kata Adiksi Pada
Remaja Menggunakan Metode *Event Related Potential*

Telah dievaluasi dan disetujui untuk diajukan sebagai Tesis Magister pada Program Studi Magister Teknik Elektro, Fakultas Biosains, Teknologi dan Inovasi, Universitas Katolik Indonesia Atma Jaya.

Jakarta, 09 Januari 2026

Pembimbing I



Dr. Ir. Karel Octavianus Bachri, IPM.

Pembimbing II



Dr. Ir. Catherine Olivia Sereati

LEMBAR PENGESAHAN

Yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan bahwa,

Nama : Tobias Mikha Sulistiyo

NIM : 202400090001

Judul Tesis: Analisis Sinyal EEG Terhadap Pemilihan Kata Adiksi Pada Remaja
Menggunakan Metode *Event Related Potential*

Tanggal Ujian Tesis:

telah dinyatakan lulus. Tesis tersebut sudah diperbaiki sesuai rekomendasi Ujian Tesis.

Jakarta, Januari 2026

Diperiksa dan disetujui oleh:
Ketua Penguji Ujian Tesis,

(.....)

Anggota Penguji Ujian Tesis,

(.....)

(.....)

(.....)

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Magister Teknik Elektro

(.....)

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Tobias Mikha Sulistiyo

NIM : 202400090001

Judul Tesis : Analisis Sinyal EEG Terhadap Pemilihan Kata Adiksi Pada Remaja Menggunakan Metode *Event Related Potential*

Menyatakan bahwa tesis ini adalah hasil karya sendiri. Tesis ini bukan merupakan duplikasi sebagian atau seluruh karya dari orang lain yang sudah pernah dipublikasikan atau yang sudah pernah dipakai untuk memperoleh gelar di salah satu Perguruan Tinggi. Bagian yang bersumber dari karya orang lain dicantumkan dengan cara referensi sebagaimana mestinya.

Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya dan bertanggungjawab dan saya bersedia menerima sanksi berupa pembatalan tesis apabila terbukti melakukan duplikasi dari tesis yang sudah ada.

Jakarta, 09 Januari 2026



(Tobias Mikha Sulistiyo)

ABSTRAK

Penelitian ini mengusulkan penggunaan *Electroencephalography* (EEG) dengan analisis komponen *Event-Related Potential* (ERP) N400 untuk mengidentifikasi perbedaan pola neurokognitif antara individu berisiko adiksi dan kelompok normal. Melalui pengolahan sinyal menggunakan MATLAB terhadap data remaja usia 17 – 19 tahun, penelitian ini membandingkan respons otak saat menerima stimulus kata terkait adiksi. Hasil penelitian mengungkapkan bahwa kelompok normal memiliki amplitudo N400 yang tinggi dan terfokus di area *frontal*. Sebaliknya, kelompok berisiko menunjukkan aktivitas amplitudo N400 yang cenderung merata dan memiliki aktivitas tertinggi di area *temporal* dan *occipital*. Temuan ini menunjukkan bahwa ERP N400 memiliki sensitivitas yang lebih tinggi dibandingkan pendekatan non-ERP dalam mengidentifikasi gangguan pemrosesan semantik, sehingga sangat berpotensi dikembangkan sebagai instrumen deteksi dini risiko adiksi pada remaja yang lebih valid dan objektif.

Kata kunci: Adiksi Remaja, EEG, ERP N400, TUNDA Dataset.

ABSTRACT

This study suggests using *Electroencephalography* (EEG) and *Event-Related Potential* (ERP) N400 component analysis to find differences in neurocognitive patterns between normal and at-risk groups. This study compares brain responses to word stimuli related to addiction using MATLAB-based signal processing on data from teenagers aged 17 to 19. The findings show that high N400 amplitudes concentrated in the frontal region are present in the normal group. On the other hand, the N400 amplitude activity in the at-risk group is more dispersed, with peak activity seen in the occipital and temporal regions. These results show that the ERP N400 component is more sensitive than non-ERP methods at detecting semantic processing impairments, indicating that it may be developed as a more reliable and objective tool for the early identification of adolescent addiction risk.

Keywords : Adolescent Addiction, EEG, ERP N400, TUNDA Dataset.

*Dipersembahkan untuk orang tua, adik, kakak, dan pasangan serta keluarga
besarku yang selalu mendukung hingga Tesis ini dapat diselesaikan sebagai bukti
dedikasi dan tanggung jawab dalam menyelesaikan pendidikan ini.*

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat, rahmat, dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan Tesis ini dengan judul Analisis Sinyal EEG Terhadap Pemilihan Kata Adiksi Pada Remaja Menggunakan Metode Event-Related Potential. Tesis ini membahas tentang karakteristik aktivitas otak remaja, baik kategori normal maupun berisiko, saat merespons stimulus kata-kata yang berkaitan dengan adiksi. Penulis berharap hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi teoritis bagi perkembangan ilmu biomedis, serta memberikan manfaat praktis sebagai landasan pengembangan teknologi deteksi dini risiko adiksi yang lebih objektif di masa depan.

Penyusunan Tesis ini tidak lepas dari bantuan, bimbingan, dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada:

1. Bapak Dr. Ir. Karel Octavianus Bachri, IPM., selaku Pembimbing I, yang telah meluangkan waktu dan pikiran untuk memberikan arahan serta motivasi sejak awal perencanaan hingga penyelesaian Tesis ini.
2. Ibu Dr. Ir. Catherine Olivia Sereati, selaku Pembimbing II, atas masukan dan koreksi dalam proposal hingga Tesis ini.
3. Bapak Dr. Inung Wijayanto, S.T., M.T., yang telah memberikan motivasi untuk menempuh jenjang Master.
4. Orang tua penulis, yang senantiasa memberikan doa, kasih sayang, serta dukungan moral dan material yang luar biasa.

Akhir kata, semoga Tesis ini dapat bermanfaat bagi para pembaca dan perkembangan ilmu pengetahuan.

Jakarta, 09 Januari 2026
Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRAK	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL	xi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah	3
1.4. Tujuan	4
1.5. Manfaat Penelitian	4
1.6. Kebaharuan	5
1.7. Sistematika Penulisan	5
BAB 2 LANDASAN TEORI DAN TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Landasan Teori	7
2.1.1. <i>Electroencephalography (EEG)</i>	7
2.1.2. Standardisasi Penempatan Elektroda EEG	8
2.1.3. Frekuensi Sinyal EEG	9
2.1.4. <i>Go/No-Go Association Task (GNAT)</i>	12
2.1.5. Filtering Sinyal EEG	12
2.1.6. <i>Event Related Potential (ERP)</i>	13
2.2. Tinjauan Pustaka	15
2.2.1. Penelitian Terkait Adiksi	15
2.2.2. Analisis Sinyal EEG pada Deteksi Adiksi	16
2.2.3. Penelitian Terdahulu	17
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1. Alur Penelitian	19
3.2. Deskripsi Dataset TUNDA	21
3.3. <i>Preprocessing Signal</i>	23
3.3.1. Desain Filter	24
3.3.2. <i>Independent Component Analysis (ICA)</i>	25
3.4. Pendekatan Non-ERP	27
3.5. Pendekatan <i>Event-Related Potential</i>	28
BAB 4 ANALISA HASIL PENELITIAN	30
4.1. Metode Non ERP	30
4.1.1. Responden Normal	30
4.1.2. Responden Berisiko	32
4.2. Metode <i>Event-Related Potential (ERP)</i>	34
4.2.1. Responden Normal	34
4.2.2. Responden Berisiko	35
4.3. Analisis Perbandingan Non ERP dan ERP	37
4.3.1. Responden Normal	38
4.3.2. Responden Berisiko	39
4.3.3. Diskusi Hasil Perbandingan	41
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	42
5.1. Kesimpulan	42
5.2. Saran	43

DAFTAR PUSTAKA	44
LAMPIRAN	52
Lampiran 1. Hasil Perekaman Sinyal EEG Responden Normal	52
Lampiran 2. Hasil Perekaman Sinyal EEG Responden Berisiko	52
Lampiran 3. Hasil Jawaban Proses GNAT Responden Normal	53
Lampiran 4. Hasil Jawaban Proses GNAT Responden Berisiko	53
Lampiran 5. Proses ICA Menggunakan EEGLAB	54

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1.	Contoh <i>Wearable EEG devices</i> : (a) Emotiv, (b) NeuroSky, (c) Zeo, (d) StarLab, (e) EmSense, (f) nia Game Controller, (g) Mindo 4 with dry foam electrodes, and (h) Mindo 16 with dry spring-loaded probe sensors.	7
Gambar 2.2.	Penempatan dan perhitungan posisi elektroda pada kepala. (a) jarak antara setiap elektroda yang dihitung dari pangkal hidung hingga kepala bagian belakang, (b) jarak antar elektroda dihitung dalam posisi melingkar dari dahi hingga belakang kepala	9
Gambar 2.3.	Rentang frekuensi sinyal EEG	10
Gambar 3.1.	Diagram alir penelitian	20
Gambar 3.2.	Sinyal EEG divisualisasikan dalam 1 dimensi	23
Gambar 3.3.	Sinyal EEG yang telah dilakukan preprocessing	27
Gambar 4.1.	Analisis 1D sinyal EEG pada responden kategori normal dengan metode non ERP	30
Gambar 4.2.	<i>Topoplot</i> 2D responden normal dengan metode non ERP	31
Gambar 4.3.	Analisis 1D responden kategori berisiko dengan metode non ERP	32
Gambar 4.4.	<i>Topoplot</i> 2D pada responden kategori berisiko dengan metode non ERP	33
Gambar 4.5.	1D sinyal EEG responden normal dengan metode ERP	34
Gambar 4.6.	<i>Topoplot</i> 2D responden normal dengan metode ERP	35
Gambar 4.7.	Sinyal 1D responden berisiko dengan metode ERP	36
Gambar 4.8.	<i>Topoplot</i> 2D responden berisiko menggunakan metode ERP	37

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1.	Penelitian dan metode terdahulu	17
Tabel 4.1.	Hasil perbandingan metode ERP dan non ERP menggunakan perhitungan <i>P-Value</i> pada kelompok responden dengan kategori normal	38
Tabel 4.2.	Hasil perbandingan metode ERP dan non ERP menggunakan perhitungan <i>P-Value</i> pada kelompok responden dengan kategori berisiko	39

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Masa remaja merupakan fase perkembangan neurobiologis yang sangat dinamis dan sering kali dikaitkan dengan peningkatan kerentanan terhadap perilaku berisiko, termasuk penyalahgunaan zat. Fenomena ini dapat dijelaskan melalui perspektif ketidakseimbangan perkembangan otak (*imbalance model*), di mana sistem yang memproses emosi dan penghargaan (*reward*) matang lebih cepat daripada sistem kontrol kognitif di korteks *prefrontal*. Studi *neuroimaging* terbaru menegaskan bahwa kesenjangan kematangan ini menyebabkan remaja memiliki sensitivitas tinggi terhadap imbalan sosial dan sensasi baru, namun memiliki kapasitas inhibisi yang belum optimal [1]. Kondisi biologis ini menempatkan remaja pada risiko tinggi untuk bereksperimen dengan zat adiktif. Oleh karena itu, strategi preventif yang mampu mendeteksi kerentanan ini sejak dini menjadi prioritas mendesak dalam kesehatan masyarakat.

Namun, tantangan utama dalam deteksi dini adalah ketergantungan pada metode penilaian konvensional. Selama ini, identifikasi risiko adiksi sangat bergantung pada *self-report* seperti kuesioner atau wawancara. Literatur terkini menyoroti kelemahan metode ini, terutama terkait *social desirability bias* dan ketidakakuratan memori. Remaja sering kali cenderung memberikan jawaban yang normatif untuk menghindari stigma, sehingga data yang diperoleh sering kali tidak mencerminkan kondisi psikologis yang sebenarnya [2]. Keterbatasan validitas subjektif ini mendorong perlunya biomarker objektif berbasis fisiologis yang tidak dapat dimanipulasi oleh responden, guna mengidentifikasi kerentanan adiksi secara lebih akurat.

Sejalan dengan kemajuan teknologi neurosains, *Electroencephalography* (EEG) kini semakin diakui sebagai alat yang efektif untuk mempelajari biomarker adiksi. Berbeda dengan *functional Magnetic Resonance Imaging* (fMRI) yang mahal dan tidak portabel, EEG menawarkan resolusi temporal tingkat milidetik yang memungkinkan perekaman dinamika otak secara *real-time* saat memproses informasi [3]. Keunggulan ini sangat relevan untuk menangkap respons implisit

atau bawah sadar terhadap isyarat lingkungan yang berkaitan dengan narkoba, yang sering kali terjadi terlalu cepat untuk disadari oleh individu tersebut.

Penelitian pendahuluan terkait respons sinyal otak terhadap terminologi narkoba telah dirintis oleh Wijayanto, Sulistiyo, dkk. (2024) melalui studi pada dataset TelUnisba Neuropsychology. Studi ini berhasil menunjukkan bahwa terdapat perbedaan pola sinyal EEG yang signifikan pada analisis 1D maupun 2D ketika remaja terpapar kata-kata yang berkonotasi adiksi dibandingkan kata netral. Temuan ini memberikan bukti empiris awal bahwa otak remaja dengan kecenderungan adiksi memiliki aktivitas yang berbeda saat merespons kata-kata terkait zat [4].

Meskipun analisis sinyal 1D dan 2D telah mengonfirmasi adanya anomali aktivitas neural, metode tersebut memiliki keterbatasan dalam menjelaskan makna kognitif di balik perbedaan sinyal tersebut. Analisis spektral atau topografi sinyal memberikan gambaran di mana dan seberapa kuat aktivitas terjadi, namun kurang mampu menjelaskan tahapan pemrosesan informasi apa yang sedang berlangsung apakah itu gangguan pada persepsi visual awal, perhatian, atau pemaknaan semantik. Peluang penelitian inilah yang perlu dijawab dengan metode yang lebih spesifik terhadap respons kognitif, yaitu *Event-Related Potential* (ERP).

Penelitian ini secara spesifik akan berfokus pada komponen ERP N400. N400 adalah gelombang yang muncul sekitar 400 ms setelah stimulus, yang diindikasikan sebagai indikator utama integrasi semantik dan ekspektasi linguistik [5]. Dalam konteks adiksi, studi pemanfaatan ERP untuk melihat bias perhatian dan pemrosesan makna mulai diterapkan. Hipotesis yang diajukan adalah bahwa remaja yang berisiko mungkin telah membentuk respons memori yang kuat terhadap kata-kata adiksi, sehingga otak mereka memproses kata tersebut dengan aktivitas yang lebih tinggi atau justru menunjukkan pola amplitudo yang lebih besar dibandingkan remaja normal [6], [7].

Dengan demikian, tesis ini bertujuan menganalisis sinyal EEG terhadap pemilihan kata adiksi pada remaja menggunakan metode *Event-Related Potential* komponen N400. Transisi dari analisis sinyal umum ke analisis komponen N400 diharapkan dapat memberikan wawasan baru mengenai mekanisme semantik di balik kerentanan adiksi. Hal ini merupakan langkah krusial untuk

mengembangkan alat deteksi dini berbasis neurosains yang lebih presisi, objektif, dan dapat diandalkan.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, penelitian ini dirancang untuk menjawab kesenjangan spesifik antara mendeteksi adanya perbedaan sinyal sebagaimana ditunjukkan dalam penelitian sebelumnya. Oleh karena itu, pertanyaan penelitian utama yang akan dijawab oleh tesis ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana karakteristik komponen *Event-Related Potential* (ERP), khususnya gelombang N400, pada sinyal EEG remaja saat diberikan stimulus berupa kata-kata yang berkaitan dengan adiksi?
2. Apakah perbedaan yang terdeteksi melalui N400 mengindikasikan adanya respons emosional umum?
3. Apakah terdapat perbedaan pola yang muncul ketika responden kategori normal maupun berisiko dalam merespon stimulus?

1.3. Batasan Masalah

Penelitian ini dilakukan dengan mempertimbangkan batasan-batasan tertentu untuk menjaga fokus dan keakuratan hasil. Berikut adalah batasan masalah yang menjadi ruang lingkup penelitian ini:

1. Responden

Data yang dianalisis terbatas pada rekaman subjek kelompok remaja berusia 17-19 tahun. Usia ini merepresentasikan fase kritis perkembangan kognitif dan kerentanan emosional terhadap pengaruh adiksi.

2. Perangkat perekaman EEG

Analisis sinyal otak dibatasi pada konfigurasi data yang diakuisisi menggunakan perangkat EEG 16 kanal. Resolusi spasial penelitian sesuai dengan spesifikasi alat yang digunakan saat pembentukan dataset.

3. Platform GNAT

Penelitian ini menganalisis respons otak yang terbangun dari

protokol *Go/No-Go Association Task* (GNAT) berbasis web. Dengan stimulus tes berupa terminologi adiksi.

4. Dataset

Penelitian ini menggunakan data yang bersumber dari penelitian yang masih dalam tahap publikasi sebagai *TelUnisba Neuropsychology EEG Dataset* (TUNDA). Dataset tersebut dapat diakses melalui repositori resmi *Telkom University Dataverse* (DOI: 10.34820/FK2/GW8JIV).

5. Metode ERP

Metode ERP N400 menjadi metode yang dipilih dalam analisis sistem ERP. ERP N400 dipilih karena kemampuannya dalam menganalisis berkaitan spesifik dengan pemrosesan bahasa.

1.4. Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disebutkan, maka penelitian ini bertujuan untuk:

1. Mengekstraksi Karakteristik Komponen N400 dan memetakan profil gelombang *Event-Related Potential* komponen N400 dari sinyal EEG remaja, untuk melihat respons spesifik otak dalam domain waktu saat memproses stimulus kata adiksi.
2. Melakukan analisis perbandingan antara metode ERP N400 dengan metode Non-ERP, yang mencakup analisis sinyal 1 dimensi dan representasi 2 dimensi (*topoplot*). Tujuan ini untuk mengevaluasi informasi kognitif apa yang dapat diungkap oleh N400 namun tidak terlihat pada representasi sinyal umum 1D/2D.

1.5. Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi baik secara teoritis maupun praktis:

1. Manfaat Teoritis
 - a. Penelitian ini berkontribusi dalam memperluas literatur mengenai analisis sinyal EEG, khususnya pada penerapan metode *Event-*

Related Potential (ERP) komponen N400 untuk kasus adiksi pada remaja.

- b. Memberikan bukti mengenai efektivitas metode ERP dalam mengekstraksi informasi yang spesifik, sekaligus membandingkan validitasnya terhadap metode analisis konvensional.
- c. Meningkatkan potensi dan nilai guna dari *TelUnisba Neuropsychology EEG Dataset* (TUNDA) yang sudah ada.

2. Manfaat Praktis

- a. Menghasilkan teknik visualisasi aktivitas otak yang lebih intuitif melalui pemetaan topografi (*topoplot*) khusus pada N400.
- b. Memberikan wawasan baru yang menjembatani ilmu teknik dengan ilmu psikologi.
- c. Menjadi landasan praktis bagi pengembangan instrumen skrining adiksi masa depan yang lebih objektif, berbasis komputer, dan tidak dapat dimanipulasi oleh responden.

1.6. Kebaharuan

Kebaharuan yang ditawarkan dalam penelitian ini terletak pada transisi pendekatan analisis dari pengolahan sinyal, serta spesifikasi subjek yang diteliti. Secara rinci, kebaruan tersebut meliputi:

1. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang umumnya berfokus pada non-ERP 1D dan 2D yang hanya memetakan distribusi energi sinyal, penelitian ini menerapkan metode ERP yang dikhususkan pada komponen N400.
2. Penelitian ini mengisi celah literatur dengan memfokuskan analisis pada respons otak terhadap terminologi adiksi secara spesifik pada kelompok remaja usia 17-19 tahun.

1.7. Sistematika Penulisan

Untuk memberikan gambaran yang komprehensif dan terstruktur mengenai alur penelitian ini, penulisan tesis disusun dalam lima bab utama dengan sistematika sebagai berikut:

BAB 1: PENDAHULUAN Bab ini menguraikan fondasi dasar penelitian,

dimulai dari latar belakang mengenai urgensi deteksi dini adiksi pada remaja dan keterbatasan metode konvensional.

BAB 2: LANDASAN TEORI DAN TINJAUAN PUSAKA Bab ini menyajikan landasan teori yang relevan dan studi literatur terkini yang mendukung penelitian. Bab ini juga mengulas penelitian-penelitian terdahulu untuk memetakan posisi kontribusi penelitian ini.

BAB 3: METODOLOGI PENELITIAN Bab ini menjelaskan secara rinci tahapan teknis dan prosedur penelitian. Bab ini juga memaparkan skenario uji perbandingan antara metode ERP dan Non-ERP serta metode analisis statistik yang digunakan.

BAB 4: HASIL DAN PEMBAHASAN Bab ini merupakan inti dari penelitian yang menyajikan temuan empiris hasil pengolahan data. Selanjutnya, dilakukan pembahasan untuk menginterpretasikan makna dari sinyal tersebut, serta analisis komparatif untuk membuktikan keunggulan informasi yang diperoleh dari metode ERP dibandingkan analisis sinyal konvensional.

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN Bab penutup ini merangkum kesimpulan utama yang menjawab rumusan masalah berdasarkan hasil analisis data. Selain itu, bab ini juga memberikan saran-saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI DAN TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Landasan Teori

2.1.1. *Electroencephalography* (EEG)

Electroencephalography (EEG) didefinisikan sebagai metode non-invasif yang dirancang untuk memonitor dan merekam aktivitas listrik otak dengan resolusi temporal yang sangat tinggi [8]. EEG mampu menangkap aktivitas fungsi otak dalam skala milidetik segera setelah aktivitas neuron terjadi. Keunggulan resolusi waktu ini menjadikan EEG sebagai instrumen vital dalam neurosains kognitif untuk mempelajari proses mental yang cepat, seperti persepsi, atensi, dan pengambilan keputusan [9]. EEG juga merupakan standar klinis utama untuk diagnosis berbagai gangguan neurologis, termasuk epilepsi, dan gangguan tidur karena kemampuannya merekam fluktuasi fisiologis secara *real-time* [10].



Gambar 2.1. Contoh *Wearable EEG devices*: (a) Emotiv, (b) NeuroSky, (c) Zeo, (d) StarLab, (e) EmSense, (f) nia Game Controller, (g) Mindo 4 with dry foam electrodes, and (h) Mindo 16 with dry spring-loaded probe sensors.

Perangkat EEG merupakan teknologi utama dalam penerapan *brain computer interface* (BCI). Secara umum perangkat EEG dibedakan menjadi invasif dan noninvasif. Perangkat EEG invasif merupakan perangkat dengan menempatkan elektroda dibawah kulit kepala. Metode invasif ditujukan pada responden yang memerlukan pemeriksaan rutin untuk memantau aktivitas otak. Sedangkan metode

noninvasif merupakan perangkat EEG yang paling sering ditemui karena elektroda hanya diletakkan pada kulit kepala [11]. Perkembangan perangkat EEG *wearable* dan nirkabel memungkinkan perekaman sinyal otak dengan lebih mudah. Gambar 2.1 menunjukkan bahwa banyak jenis dan spesifikasi *wearable EEG devices* [12].

Secara prinsip fisiologis, elektroda yang ditempatkan pada permukaan kulit kepala tidak merekam aktivitas dari satu neuron [10]. Agar aktivitas listrik ini dapat terdeteksi di permukaan kepala, elektroda harus tersusun secara paralel dengan orientasi tegak lurus terhadap permukaan kulit kepala dan aktif secara bersamaan. Fenomena ini menghasilkan medan listrik yang cukup kuat untuk merekam jaringan otak. Sinyal listrik otak harus melalui berbagai lapisan biologis dengan konduktivitas yang berbeda-beda. Tulang tengkorak, bertindak sebagai isolator dengan resistansi tinggi yang menyebabkan pelemahan sinyal secara sebelum mencapai elektroda [13].

Mengingat lemahnya sinyal biologis yang direkam, aspek instrumentasi dan pengondisian sinyal menjadi elemen yang sangat krusial dalam akuisisi data EEG. Impedansi kontak antara elektroda dan kulit kepala harus dijaga serendah mungkin melalui penggunaan gel konduktif [14]. Prosedur ini bertujuan untuk meminimalkan *noise* dan artefak gerakan yang dapat mendistorsi frekuensi sinyal asli, sehingga data yang dihasilkan memiliki kualitas yang layak untuk analisis spektral maupun *Event-Related Potential* (ERP) [14].

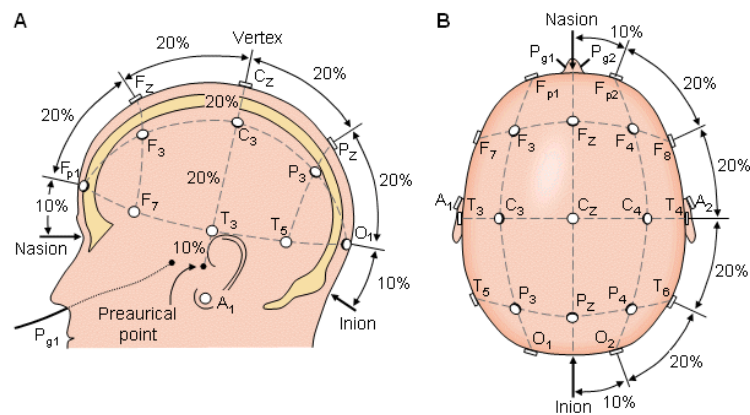
2.1.2. Standardisasi Penempatan Elektroda EEG

Kualitas dan reproduksibilitas sinyal EEG sangat bergantung pada konsistensi penempatan elektroda di kulit kepala. Oleh karena itu, *International Federation of Clinical Neurophysiology* (IFCN) telah menetapkan standar internasional untuk memastikan bahwa lokasi perekaman dapat dibandingkan antar-subjek maupun antar-laboratorium. Sistem yang digunakan secara luas di lingkungan klinis maupun penelitian adalah sistem 10-20 [15]. Penamaan 10-20 merujuk pada proporsi jarak antar-elektroda, yaitu 10% atau 20% dari total jarak kontur kepala. Pengukuran ini menggunakan empat titik penanda anatomi sebagai acuan: *Nasion* (lekukan pangkal hidung), *Inion* (tonjolan tulang di belakang kepala), serta titik *Pre-auricular* kiri dan kanan (depan telinga) [16], [17].

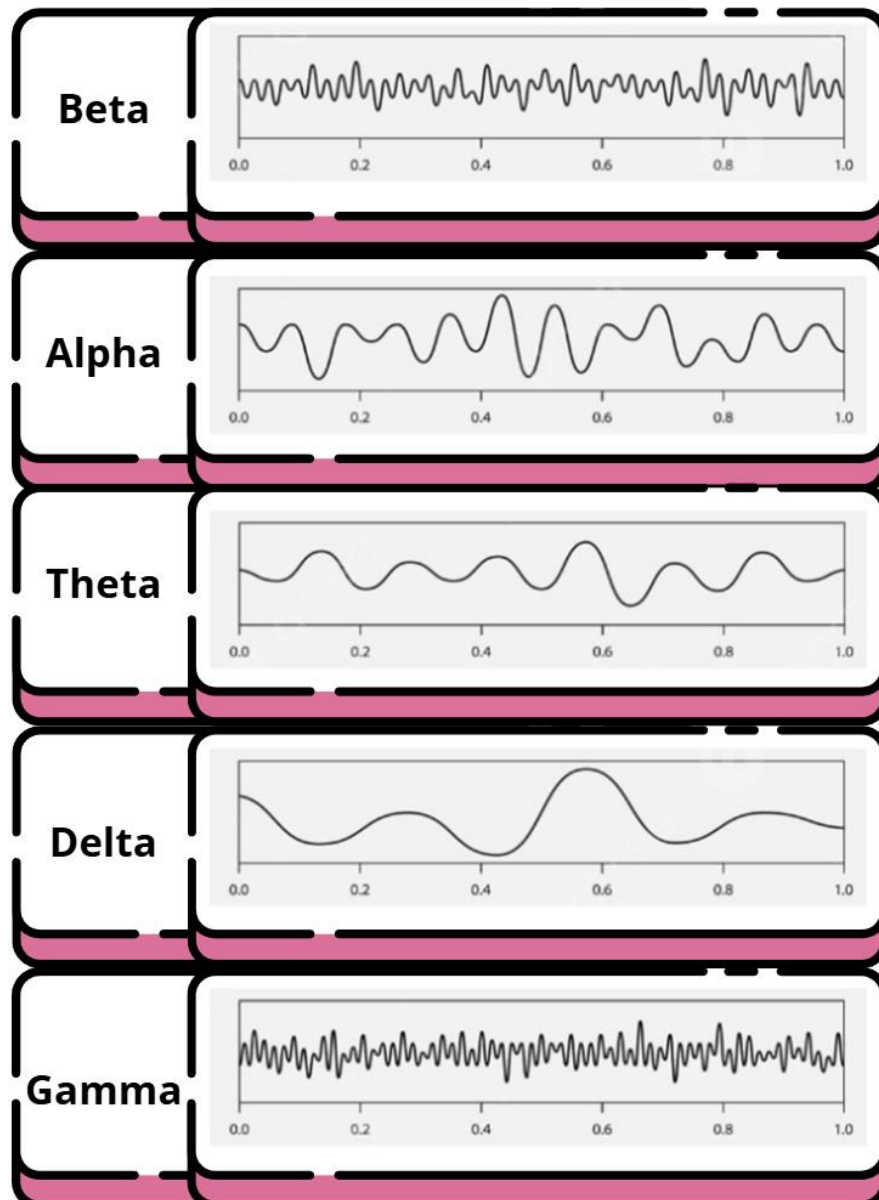
Pemilihan sistem penempatan elektroda disesuaikan dengan jumlah kanal

dan resolusi spasial yang dibutuhkan. Untuk perekaman rutin dengan jumlah kanal terbatas (hingga 21 kanal), sistem 10-20 sudah dianggap memadai untuk mencakup area lobus frontal, temporal, parietal, dan oksipital. Namun, seiring dengan berkembangnya teknologi *High-Density EEG* (hdEEG) yang menuntut resolusi spasial lebih tinggi, dikembangkanlah sistem modifikasi lanjutan. Sistem 10-10 digunakan untuk konfigurasi 64 hingga 85 kanal, di mana elektroda tambahan ditempatkan di antara lokasi standar 10-20 [15]. Untuk kebutuhan riset yang lebih ekstrem dengan jumlah kanal di atas 128, digunakan sistem 10-5, yang memungkinkan pemetaan dengan presisi yang jauh lebih detail [18], [19].

Nilai persentase jarak (10% dan 20%) memastikan bahwa cakupan elektroda tetap proporsional terhadap variasi ukuran kepala setiap individu. Pada penelitian ini, konfigurasi yang digunakan mengacu pada subset dari standar sistem 10-20, yang memungkinkan identifikasi area kortikal spesifik seperti Fz (*Frontal Midline*) atau Pz (*Parietal Midline*) secara akurat sebagaimana divisualisasikan pada Gambar 2.2.



otak spesifik dapat menjadi penanda biologis untuk berbagai kondisi mental, mulai dari relaksasi mendalam hingga keadaan patologis seperti gangguan kecemasan atau adiksi. Rentang aktivitas sinyal EEG digambarkan pada Gambar 2.3 [20].



Gambar 2.3. Rentang frekuensi sinyal EEG

Gelombang Delta memiliki frekuensi terendah (0,5 – 4 Hz) dan amplitudo tertinggi dalam spektrum EEG. Secara fisiologis, gelombang ini dominan muncul pada fase tidur nyenyak. Kemunculan gelombang Delta yang persisten dengan amplitudo tinggi pada individu yang dalam kondisi terjaga dapat mengindikasikan adanya gangguan metabolisme otak, atau lesi struktural pada area korteks yang

mendasarinya, sehingga keberadaan Delta saat terjaga sering menjadi fokus utama dalam deteksi kelainan neurologis [21].

Di atas spektrum Delta terdapat gelombang Theta, yang beroperasi pada rentang frekuensi 4 hingga 8 Hz. Secara tradisional, gelombang ini diasosiasikan dengan keadaan transisi antara bangun dan tidur atau kondisi mengantuk (*drowsiness*). Dalam konteks kognitif aktivitas Theta memiliki peran vital dalam fungsi memori kerja (*working memory*) dan pemrosesan emosi. Peningkatan daya Theta sering teramati secara signifikan saat seseorang sedang melakukan tugas mental yang sulit atau sedang mengakses memori jangka panjang, menjadikannya komponen relevan dalam studi mengenai ingatan emosional [22], [23].

Gelombang Alpha (8 – 13 Hz) adalah ritme yang paling menonjol pada orang dewasa dalam kondisi fisik dan mental yang rileks, terutama saat mata tertutup. Distribusi topografinya paling dominan di lobus oksipital dan parietal posterior. Teori neurosains modern mengusulkan bahwa Alpha bukan sekadar tanda otak yang sedang istirahat, melainkan merupakan mekanisme *active inhibition*. Otak menghasilkan ritme Alpha untuk menekan aktivitas di area korteks yang tidak relevan dengan tugas saat itu, guna menghemat energi metabolik dan memfasilitasi fokus yang lebih tajam pada area lain yang sedang bekerja [24].

Ketika seseorang mulai terlibat dalam aktivitas mental yang intens, ritme Alpha akan tergantikan oleh gelombang Beta (13 – 30 Hz). Gelombang ini memiliki karakteristik amplitudo rendah namun frekuensi cepat, yang merepresentasikan keadaan siaga, konsentrasi aktif, dan pemecahan masalah logis. Dalam konteks klinis, aktivitas Beta dibagi lebih lanjut, di mana frekuensi Beta tinggi (*High Beta*) sering dikorelasikan dengan kondisi psikologis tertentu seperti kecemasan (*anxiety*), stres, atau keadaan *hyper-arousal*. Pada individu dengan gangguan penggunaan zat, lonjakan aktivitas Beta sering ditemukan saat mereka mengalami dorongan kuat [25], [26].

Pita frekuensi tertinggi dalam spektrum EEG standar adalah gelombang Gamma (> 30 Hz). Frekuensi tinggi ini berkaitan erat dengan pemrosesan informasi tingkat lanjut dan fungsi kognitif kompleks. Gelombang Gamma dianggap berperan sebagai mekanisme gerakan dan proses evaluasi yang tinggi. Sinkronisasi fase Gamma yang presisi sangat penting untuk integrasi sensori dan atensi selektif,

sehingga gangguan pada ritme ini sering kali menjadi indikator defisit kognitif pada berbagai gangguan neuropsikiatri [27], [28].

2.1.4. Go/No-Go Association Task (GNAT)

Go/No-Go Association Task (GNAT) merupakan salah satu instrumen pengukuran berbasis komputer yang digunakan untuk mengevaluasi asosiasi implisit, yaitu asosiasi bawah sadar antara konsep-konsep tertentu dalam pikiran individu. GNAT dikembangkan sebagai modifikasi dari *Implicit Association Test* (IAT) oleh Nosek et al. (2001) [29], dengan keunggulan dapat digunakan untuk mengukur asosiasi satu konsep terhadap satu kategori tanpa perlu membandingkan dua konsep secara langsung seperti pada IAT [30].

GNAT secara luas digunakan dalam bidang psikologi sosial, psikologi kognitif, dan neurosains untuk menilai bagaimana individu secara otomatis mengasosiasikan objek dengan atribut tertentu tanpa mereka sadari atau sadari sepenuhnya [28], [8]. Dalam konteks EEG, GNAT juga menjadi alat stimulus yang ideal untuk memicu aktivitas otak spesifik terhadap asosiasi kata, yang kemudian dapat dianalisis melalui pendekatan *Event-Related Potential* (ERP).

Dalam pelaksanaan GNAT, evaluasi dilakukan dengan mempertimbangkan jarak antara stimulus, seperti kata-kata, terhadap kategori target. Selain itu, atribut lain seperti ciri-ciri atau objek yang tidak berhubungan langsung dengan kata target dapat berperan sebagai pengalih perhatian (*distractor*) dan tidak termasuk dalam kategori target. Salah satu kondisi pengujian melibatkan identifikasi simultan terhadap *stimulus* yang mewakili kategori target dan *stimulus* pengganggu (*distractor*). Responden diminta untuk memberikan respons “Go” dengan menekan tombol spasi ketika kata target muncul, dan memberikan respons “No Go” dengan tidak menekan tombol apapun saat kata pengalih (*distractor*) muncul [29], [30].

2.1.5. Filtering Sinyal EEG

Filtering atau pemfilteran merupakan bagian penting dalam pra-pemrosesan sinyal EEG sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Sinyal EEG yang direkam dari permukaan kulit kepala sering kali terdapat *noise* yang didapatkan

karena adanya gerakan fisik. Selain Gerakan fisik, tentunya kondisi lingkungan mempengaruhi jumlah dan keberadaan *noise*. Untuk menekan komponen frekuensi yang tidak diinginkan dan mempertahankan komponen frekuensi yang relevan untuk analisis, metode filtering diterapkan. Proses filtering meloloskan frekuensi yang diperlukan seperti frekuensi sinyal delta (0 – 4 Hz), ataupun frekuensi sinyal yang lain. Filter yang digunakan dipilih berdasarkan kemampuan ataupun kebutuhan untuk meloloskan frekuensi yang diinginkan.

Filter digital umumnya dibagi menjadi dua kategori utama yaitu *Finite Impulse Response* (FIR) dan *Infinite Impulse Response* (IIR) yang masing-masing memiliki karakteristik berbeda dalam merespon sinyal EEG [31], [32]. Filter FIR memiliki respon fasa linier dan stabil, sehingga sering dipilih ketika bentuk gelombang asli dari sinyal EEG harus dipertahankan. Sebaliknya, filter IIR dapat mencapai transisi frekuensi yang lebih tajam dengan orde yang lebih rendah sehingga lebih efisien secara komputasi, namun cenderung memiliki distorsi fase yang lebih besar. Implementasi kedua jenis filter ini dalam pra-pemrosesan membantu menghilangkan komponen frekuensi rendah dan frekuensi tinggi, serta membatasi sinyal EEG pada rentang frekuensi yang diinginkan untuk analisis.

Perkembangan terbaru dalam penelitian EEG menunjukkan bahwa gabungan teknik filtering klasik dengan metode lanjutan, seperti wavelet dan pendekatan time-frequency lainnya, memberikan hasil yang lebih baik dalam menangani artefak kompleks [33], [34]. Transformasi wavelet, mampu menangkap karakteristik sinyal EEG yang berubah secara temporal dan spektral, sehingga memungkinkan pemisahan noise dan komponen sinyal lebih efektif dibandingkan filtering linier murni. Banyak studi juga mengevaluasi metode hybrid yang menggabungkan filtering digital dengan algoritma pemisahan komponen seperti *Independent Component Analysis* (ICA) untuk membersihkan artefak tanpa menghilangkan informasi penting dalam sinyal EEG [8], [35]. Pendekatan ini terbukti meningkatkan kualitas sinyal secara keseluruhan dan kerap digunakan dalam aplikasi-aplikasi sensitif seperti *Brain-Computer Interface* (BCI) dan diagnosis klinis EEG.

2.1.6. Event Related Potential (ERP)

Event-Related Potential (ERP) didefinisikan sebagai fluktuasi voltase

yang dihasilkan oleh struktur neuron di otak sebagai respons langsung terhadap kejadian sensorik, kognitif, atau motorik tertentu. Berbeda dengan sinyal EEG spontan yang merekam aktivitas listrik otak secara kontinu tanpa acuan waktu yang spesifik, ERP merepresentasikan aktivitas yang *time-locked* terhadap stimulus yang diberikan. Teknik ini memungkinkan isolasi proses neurokognitif yang spesifik dengan resolusi temporal tingkat milidetik, yang jauh lebih presisi dibandingkan metode pencitraan seperti fMRI [36]. Dalam konteks neurosains kognitif, ERP dianggap sebagai rentang waktu non-invasif yang sangat efektif untuk mengamati aliran informasi di otak saat seseorang sedang memproses persepsi, perhatian, hingga pengambilan keputusan yang terjadi dalam fraksi detik.

Secara fisiologis, gelombang ERP berasal dari *postsynaptic potentials* yang terjadi secara sinkron pada sekumpulan neuron piramidal yang tersusun secara paralel di neokorteks. Namun, tantangan teknis utama dalam analisis ERP adalah amplitudo sinyalnya yang sangat kecil berkisar antara 1 hingga 10 μV , sehingga sering kali tertutup oleh *noise* aktivitas EEG yang jauh lebih besar [36]. Untuk mengatasi masalah *Signal-to-Noise Ratio* diperlukan prosedur *signal averaging* dari ratusan stimulus. Melalui teknik perata-rataan ini, aktivitas otak latar belakang yang bersifat acak dan tidak terkunci waktu akan saling meniadakan mendekati nol, sementara komponen ERP yang konsisten akan bertahan dan muncul sebagai gelombang yang jelas untuk dianalisis [37].

Penamaan komponen ERP berdasarkan waktu kemunculannya pasca-stimulus. Komponen seperti P1 dan N1 yang muncul di bawah 200 ms, sangat dipengaruhi oleh sifat stimulus yang mencerminkan pemrosesan sensorik [38], [39]. Sebaliknya, komponen seperti P300 dan N400 yang muncul setelah 200 ms merefleksikan proses kognitif tingkat tinggi. Pemrosesan kognitif yang dimaksud seperti evaluasi makna, memori kerja, dan pemrosesan emosional yang tidak hanya bergantung pada input fisik tetapi pada kondisi psikologis internal subjek [40].

Dalam lingkup penelitian analisis penggunaan terminologi, komponen ERP yang paling relevan untuk ditelaah adalah N400. Komponen ini merupakan gelombang yang memuncak sekitar 400 milidetik setelah stimulus dan berfungsi sebagai penanda utama untuk integrasi semantik atau pemaknaan konteks [41]. Sensitivitas N400 terhadap ketidaksesuaian semantik menjadikannya instrumen

yang ideal untuk menyelidiki bagaimana otak memproses informasi yang memiliki muatan asosiatif kuat, seperti terminologi adiksi pada individu yang berisiko. Penggunaan metode ERP memungkinkan deteksi bias implisit ini secara objektif melalui parameter amplitudo dan latensi, bahkan ketika subjek tidak menyadari adanya perubahan dalam proses berpikir mereka, memberikan keunggulan diagnostik yang lebih valid dibandingkan metode kuesioner konvensional [36], [42].

2.2. Tinjauan Pustaka

2.2.1. Penelitian Terkait Adiksi

Penelitian mengenai adiksi kini telah bergeser dari sekadar pengamatan perilaku (*behavioral observation*) menuju pemahaman mendalam mengenai mekanisme neurobiologis yang mendasarinya. Adiksi dipandang sebagai gangguan kronis pada otak yang melibatkan motivasi, dan memori, di mana paparan berulang terhadap zat adiktif mengubah struktur dan fungsi neural secara bertahap [43]. Teknologi EEG telah terbukti menjadi instrumen yang sangat sensitif dalam memetakan fenomena *cue-reactivity*, yaitu respons otak yang berlebihan ketika dihadapkan pada gambar, kata, atau benda yang diasosiasikan dengan zat adiktif [3]. Berbagai studi neurofisiologis menunjukkan bahwa individu dengan kerentanan adiksi memperlihatkan pola gelombang otak yang menyimpang, terutama pada area *frontal* yang mengatur fungsi eksekutif dan pengendalian diri, bahkan sebelum perilaku penyalahgunaan zat tersebut terlihat secara klinis [5].

Penelitian mengenai populasi remaja dilakukan oleh Wijayanto et al. (2024) dengan memanfaatkan *TelUnisba Neuropsychology EEG Dataset*. Dalam studi ini, peneliti berfokus pada deteksi dini dan berhasil menemukan adanya perbedaan signifikan pada respons otak remaja terhadap rangsangan visual dengan menggunakan analisis *Visual Evoked Potentials* (VEP). Hasil penelitian ini menegaskan bahwa jejak neurofisiologis terkait risiko adiksi sudah dapat teramati sejak usia remaja, memberikan peluang besar untuk intervensi dini sebelum perilaku adiktif berkembang menjadi masalah yang lebih kronis [4].

Pendekatan yang digunakan dalam studi tersebut masih memiliki keterbatasan teknis, yaitu belum mengimplementasikan metode *Event-Related*

Potential (ERP) secara spesifik dalam analisisnya. Padahal, metode ERP diketahui memiliki keunggulan dalam resolusi temporal yang lebih presisi untuk mengamati tahapan pemrosesan informasi di otak, khususnya yang berkaitan dengan persepsi dan evaluasi stimulus linguistik. Ketiadaan analisis berbasis ERP pada penelitian terdahulu yang menggunakan data ini membuka peluang penelitian baru untuk mengeksplorasi respons otak remaja secara lebih mendetail terhadap terminologi adiksi.

2.2.2. Analisis Sinyal EEG pada Deteksi Adiksi

Pemanfaatan *Electroencephalography* (EEG) untuk mendeteksi gangguan penggunaan zat dan adiksi perilaku telah berkembang pesat dalam dekade terakhir. Fokus penelitian bergeser dari analisis visual manual menjadi analisis komputasi berbasis *Machine Learning* dan *Deep Learning*. DehAbadi et al (2025). dalam jurnal “*Analyzing EEG Data During Opium Addiction Treatment Using a Fuzzy Logic-Based Machine Learning Model*” mengkaji penggunaan sinyal EEG sebagai metode non invasif untuk mengevaluasi kondisi adiksi opium dan efektivitas terapi. Penelitian ini melibatkan empat kelompok pria dengan status adiksi yang berbeda, mulai dari pecandu aktif hingga kontrol sehat, serta mengombinasikan evaluasi psikologis dan analisis EEG. Kompleksitas aktivitas otak dianalisis menggunakan *Higuchi Fractal Dimension* (HFD), menunjukkan perbedaan signifikan antar kelompok, terutama pada area otak yang berkaitan dengan atensi, memori, dan fungsi. Selanjutnya EEG diklasifikasikan menggunakan model *machine learning* berbasis *fuzzy logic*. *Fuzzy logic* mampu membedakan tahapan adiksi secara efektif. Hasil penelitian ini menegaskan potensi biomarker EEG berbasis kompleksitas neural sebagai alat objektif untuk diagnosis adiksi dan pemantauan perkembangan terapi [44].

Selain pada adiksi zat, pola anomali EEG juga ditemukan pada adiksi perilaku. Qi Yawei et al. (2022) meneliti respons otak individu yang memiliki *Internet Addiction Disorder* (IAD) menggunakan metode *Go/No Go Task* (GNAT). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa individu dengan IAD memiliki kemampuan kontrol diri yang lebih lemah dibandingkan individu normal [6]. Hal ini terlihat dari respons yang lebih cepat namun lebih sering melakukan kesalahan saat mengerjakan tugas GNAT, yang menandakan kesulitan menahan respons. Dari

sisi aktivitas otak, rekaman EEG menunjukkan bahwa kelompok IAD memiliki kekuatan gelombang otak delta dan theta yang lebih rendah di hampir seluruh area otak, terutama pada bagian frontal yang berperan dalam pengambilan keputusan dan pengendalian perilaku. Selain itu, pada kelompok IAD ditemukan hubungan antara perubahan aktivitas gelombang lambat di area frontal dengan meningkatnya jumlah kesalahan, yang menunjukkan bahwa gangguan kontrol kognitif berkaitan langsung dengan perubahan aktivitas otak. Secara keseluruhan EEG berpotensi digunakan sebagai penanda objektif untuk mengidentifikasi dan mempelajari adiksi internet [6].

2.2.3. Penelitian Terdahulu

Berdasarkan tinjauan komprehensif terhadap berbagai literatur di atas, terlihat adanya perkembangan dalam menganalisis terkait adiksi. Transisi ini menunjukkan bahwa fokus penelitian kini tidak hanya berhenti pada observasi aktivitas listrik secara umum, melainkan telah mendalami bagaimana otak merespons stimulus spesifik melalui komponen neurofisiologis yang lebih halus, seperti pemrosesan semantik atau atensi. Untuk mempertegas letak kebaruan *novelty* penelitian ini sekaligus mengidentifikasi *research gap* yang belum terakomodasi oleh studi-studi terdahulu, Tabel 2.1 berikut menyajikan sintesis perbandingan *State of the Art* secara sistematis..

Tabel 2.1. Penelitian dan metode terdahulu

No	Peneliti (tahun)	Metode	Temuan Utama
1	Wijayanto, Sulistiyo et al. (2024). [4]	<i>Visual Evoked Potential</i> (VEP) dan analisis 1D/2D non-ERP.	Terdeteksi perbedaan pola sinyal visual antara responden berisiko dan normal dalam merespon sinyal EEG.
2	Sinha Sujata et al. (2025). [5]	<i>Event-Related Potential</i> (ERP) N400 dan <i>contingent negative variations</i> (CNVs).	Hasil penelitian menunjukkan bahwa amplitudo N400 meningkat dalam konteks sosial tertentu, khususnya ketika individu harus menekan informasi yang hanya mereka ketahui sendiri. Sehingga N400 mencerminkan interaksi antara pemrosesan respon dan tuntutan kognitif.
3	Qi Yawei et al. (2022). [6]	<i>Go/NoGo task</i> (GNAT), dan EEG.	Kecanduan dalam berinternet (<i>internet addiction disorder</i>) menunjukkan bahwa terdapat penurunan sinyal EEG di area frontal. Hal ini berpotensi menjadi

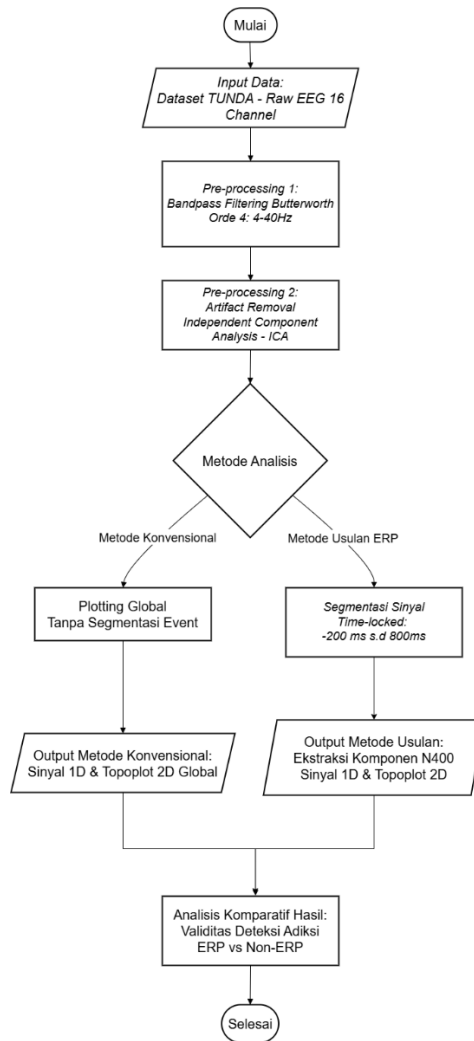
			biomarker dalam hal kecanduan.
4	S. Nour Eddine et al. (2024). [45]	ERP N400	Penelitian ini menunjukkan bahwa <i>predictive coding</i> yang bekerja pada otak membuat prediksi dan memperbaruinya berdasarkan kesalahan dapat menjelaskan karakteristik N400 secara menyeluruh. Hasil dari N400 menunjukkan bahwa mekanisme yang sama kemungkinan digunakan otak untuk memahami bahasa
5	DehAbadi, E., et al. (2025). [44]	Ekstraksi fitur menggunakan <i>Higuchi Fractal Dimension</i> (HFD)	Individu yang kecanduan menunjukkan penurunan kompleksitas EEG yang signifikan pada area otak yang terkait dengan atensi, memori, dan fungsi eksekutif

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Alur Penelitian

Penelitian ini dirancang untuk membandingkan efektivitas dua pendekatan analisis sinyal otak dalam mendeteksi respons terhadap terminologi adiksi. Perbandingan ini dilakukan untuk mengidentifikasi perbedaan kemampuan tiap pendekatan dalam menangkap karakteristik aktivitas otak yang relevan dengan pemrosesan informasi terkait adiksi. Keseluruhan metode yang digunakan disusun secara terstruktur mulai dari akuisisi data hingga tahap analisis. Untuk memperjelas rangkaian proses dalam penelitian ini, metode penelitian ini divisualisasikan dalam bentuk diagram alir yang ditampilkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Diagram alir penelitian

Alur penelitian dimulai dari akuisisi data hingga analisis komparatif antara metode konvensional dan metode usulan *Event-Related Potential* (ERP) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.1. Tahap awal penelitian dimulai dengan memuat data masukan yang bersumber dari *TelUnisba Neuropsychology EEG Dataset* (TUNDA). Data ini merupakan rekaman sinyal *Electroencephalogram* (EEG) yang direkam menggunakan perangkat EEG dengan konfigurasi 16 kanal elektroda sesuai standar internasional sistem 10-20. Data tersebut memuat sinyal EEG pada remaja usia 17-19 tahun saat merespons stimulus berupa kata-kata terkait adiksi dan kata-kata distraksi. Sinyal EEG yang digunakan merupakan sinyal EEG yang masih memiliki berbagai *noise* hasil perekaman.

Setelah data dimuat, tahap selanjutnya adalah preprocessing sinyal. Pada

tahap ini, diterapkan teknik *Bandpass Filtering* menggunakan Filter *Butterworth* Orde 4 dengan rentang frekuensi 4 Hz hingga 40 Hz [46]. Pemilihan rentang ini bertujuan untuk mempertahankan gelombang otak utama yang dibutuhkan untuk analisis. Penggunaan filter Butterworth dipilih karena karakteristik respons frekuensinya yang datar pada area *passband*, sehingga tidak mengubah amplitudo sinyal asli.

Meskipun telah melalui proses *filtering*, sinyal EEG sering kali masih mengandung artefak *noise*. Oleh karena itu, metode *Independent Component Analysis* (ICA) diterapkan untuk menghilangkan artefak noise [47], [48]. Metode ini bekerja dengan memisahkan sinyal menjadi komponen independen, di mana komponen yang teridentifikasi sebagai artefak akan dibuang. Sinyal kemudian direkonstruksi kembali menjadi data EEG.

Setelah didapatkan sinyal EEG yang bersih, sinyal EEG dianalisis melalui metode konvensional (Non-ERP) dan metode usulan ERP. Pada jalur metode konvensional, dilakukan proses *plotting* di mana sinyal dianalisis berdasarkan distribusi daya ketika merespons terminologi adiksi. Output dari proses ini berupa grafik sinyal 1 dimensi dan *topoplot* 2D.

Pada metode usulan ERP, dilakukan teknik segmentasi sinyal. Proses ini memotong sinyal EEG kontinu menjadi segmen pendek dari -200 ms hingga 800 ms yang dikunci presisi pada waktu stimulus kata muncul. Sinyal dari berbagai *trial* kemudian dirata-ratakan untuk mengambil rentang N400. Sinyal hasil metode ERP kemudian divisualisasikan dalam grafik sinyal 1 dimensi dan 2 dimensi.

Pendekatan komparatif secara visual dipilih untuk membandingkan perbedaan aktivitas pada bagian otak. Dengan membandingkan hasil visualisasi dari kedua metode ini terhadap data yang sama, penelitian ini bertujuan untuk membuktikan hipotesis bahwa metode ERP memiliki sensitivitas yang lebih tinggi. Seluruh proses komputasi dan visualisasi sinyal dilakukan menggunakan perangkat lunak pemrograman MATLAB dengan *toolbox* EEGLAB.

3.2. Deskripsi Dataset TUNDA

Data yang menjadi fondasi utama dalam penelitian ini bersumber dari *TelUnisba Neuropsychology EEG Dataset* (TUNDA). Dataset bersumber dari hasil

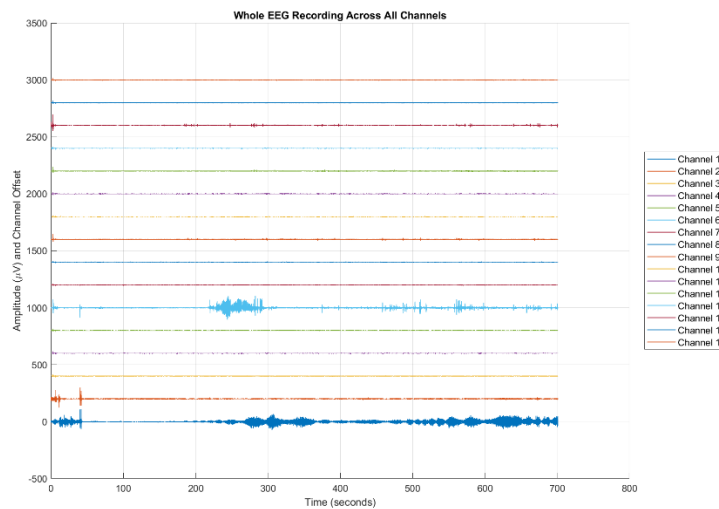
kolaborasi penelitian antara Fakultas Teknik Elektro Universitas Telkom dan Fakultas Psikologi Universitas Islam Bandung. Kolaborasi ini memberikan bukti validasi keabsahan data dalam konteks psikologi maupun pengolahan sinyal EEG [4], [49]. Dataset ini memberikan peluang penelitian dalam konteks EEG serta implementasi dalam neuropsikologi di Indonesia mengingat keterbatasan data dan penelitian mengenai EEG di Indonesia.

Subjek penelitian dalam dataset ini terdiri dari remaja dengan rentang usia 17 hingga 19 tahun. Pemilihan usia ini didasarkan pada pertimbangan etika penelitian dan perkembangan emosional. Etika penelitian menyebutkan bahwa responden dengan usia lebih dari 16 tahun diperbolehkan mengikuti ataupun menjadi subjek penelitian tanpa harus dengan persetujuan orang tua [50]. Responden dengan usia remaja rentan terpapar risiko adiksi karena lingkungan dan perkembangan emosional [51]. Usia ini menandai fase transisi kritis dari remaja akhir menuju dewasa awal, di mana perkembangan korteks *prefrontal area* yang bertanggung jawab atas kontrol impuls dan pengambilan keputusan belum sepenuhnya matang, sementara sistem yang mengatur emosi dan *reward* sudah sangat aktif. Ketidakseimbangan perkembangan ini menjadikan populasi usia 17-19 tahun memiliki kerentanan neurobiologis tertinggi terhadap perilaku berisiko dan eksperimentasi zat.

Responden dalam dataset diklasifikasikan ke dalam dua kategori utama, yaitu kelompok Normal dan kelompok Berisiko. Kelompok Normal terdiri dari responden yang tidak memiliki riwayat penyalahgunaan NAPZA serta tidak memiliki anggota keluarga dekat yang menggunakan narkoba, sehingga merepresentasikan kondisi neurokognitif yang sehat. Sebaliknya, Kelompok Berisiko mencakup responden dengan indikasi kerentanan, baik yang bersumber dari riwayat penggunaan zat secara langsung maupun memiliki kerabat pengguna NAPZA.

Perekaman sinyal EEG dilakukan dengan memanfaatkan instrumen *Go/No-Go Association Task* (GNAT) berbasis web sebagai stimulus. Pemilihan GNAT karena keunggulan instrumen ini dalam memberikan respons, karena kemampuan tersebut membuat proses perekaman sinyal EEG menjadi minim gerakan sehingga *noise* yang dihasilkan juga berkurang. Selama tes, responden

diinstruksikan untuk memberikan respons "Go" atau tidak memberikan respon "No-Go" secara cepat [8], [29]. Stimulus GNAT yang diberikan berupa *terminologi* adiksi yang meliputi kata kata seperti Narkoba, NAPZA, Pengguna, Penyalahguna. Mekanisme stimulus yang cepat ini memaksa otak melakukan evaluasi dalam rentang waktu yang singkat untuk meminimalkan peluang manipulasi jawaban secara sadar oleh responden, sehingga data yang terekam lebih objektif.



Gambar 3.2. Sinyal EEG divisualisasikan dalam 1 dimensi

Penggunaan GNAT dalam penelitian berbasis *Event-Related Potential* (ERP) terletak pada kemampuan dalam memberikan *timestamp* saat stimulus muncul. *Timestamp* diperlukan untuk memotong sinyal menjadi tiap respons. Sinyal EEG direkam menggunakan perangkat EEG 16 kanal dengan konfigurasi penempatan elektroda standar internasional sistem 10-20 dan disimpan dalam format *European Data Format* (EDF) untuk menjamin analisis sinyal lebih lanjut [52]. Visualisasi sinyal mentah hasil perekaman tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.2.

3.3. *Preprocessing Signal*

Tahap pra-pemrosesan merupakan tahapan yang umum dilakukan untuk memastikan bahwa sinyal yang dianalisis adalah murni aktivitas otak dan bukan gangguan eksternal. Sinyal EEG hasil perekaman umumnya terkontaminasi oleh aktivitas biologis seperti gerakan mata, serta gerakan otot. Oleh karena itu tahap

preprocessing dilakukan guna menghilangkan sinyal yang tidak diperlukan. Tahap *preprocessing* sinyal EEG dilakukan melalui proses filtering dan *Independent Component Analysis* (ICA).

3.3.1. Desain Filter

Filter *bandpass butterworth* dipilih sebagai metode untuk menghilangkan *noise* yang terdapat dalam sinyal EEG. Pemilihan filter ini berdasarkan keandalannya dalam melewati frekuensi yang diinginkan dan memiliki amplitudo yang relatif datar sehingga komponen sinyal dapat dipertahankan dengan baik. Filter *Butterworth* mampu meminimalkan distorsi amplitudo yang berpotensi mengubah karakteristik sinyal EEG. Hal ini menjadi penting mengingat sinyal EEG memiliki amplitudo yang kecil dan sangat sensitif terhadap gangguan eksternal.

Filter *Butterworth* orde empat dipilih karena mampu memberikan keseimbangan yang optimal antara ketajaman transisi frekuensi dan stabilitas respons filter. Orde filter yang lebih rendah cenderung memiliki transisi frekuensi yang terlalu landai, sehingga kurang efektif dalam menekan komponen derau di luar pita frekuensi yang diinginkan. Sebaliknya, orde yang terlalu tinggi dapat meningkatkan potensi distorsi fase yang tidak diinginkan. Oleh karena itu, penggunaan filter orde empat dianggap cukup efektif untuk memisahkan sinyal EEG yang relevan dari derau tanpa mengorbankan integritas sinyal.

Rentang frekuensi cut-off yang diterapkan pada penelitian ini berada pada 4 hingga 40 Hz. Rentang ini dipilih karena untuk mempertahankan gelombang *delta*, *theta*, *alpha*, *beta*, *gamma* yang diperlukan dalam analisis. Frekuensi di bawah 4 Hz dieliminasi karena sering dikaitkan dengan *noise* frekuensi rendah. Sementara itu, pembatasan frekuensi pada 40 Hz bertujuan untuk meredam *noise* yang umumnya berada pada kisaran 50 hingga 60 Hz serta *noise* frekuensi tinggi lainnya [53]. Secara matematis, karakteristik filter *Butterworth* ditunjukkan pada Persamaan (3.1) [54], [55].

$$H(s) = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{s}{\omega_c}\right)^{2n}}} \quad (3.1)$$

Dimana:

$H(s)$ = fungsi transfer dari filter *butterworth*

ω_c = frekuensi *cut-off*
 n = orde filter

Dengan pendekatan ini, filter hanya melewatkan sinyal yang berada dalam rentang frekuensi tertentu. Frekuensi yang berada pada rentang batas bawah dan di atas batas atas dilemahkan. Fungsi transfer untuk filter *Butterworth bandpass* direpresentasikan menggunakan Persamaan (3.2) [4], [55]. Dalam Persamaan (3.2), ω_L merepresentasikan frekuensi *cut-off* bawah (*lower cutoff frequency*), sedangkan ω_H menunjukkan frekuensi *cut-off* atas (*upper cutoff frequency*). Kedua parameter ini berperan penting dalam menentukan frekuensi yang dilewatkan oleh filter *bandpass*. Dengan penentuan batas frekuensi yang tepat, filter mampu menekan *noise* baik pada frekuensi rendah maupun tinggi.

$$H(s) = \frac{\left(\frac{s}{\omega_L}\right)^n \left(\frac{s}{\omega_H}\right)^n}{\left(1 + \left(\frac{s}{\omega_L}\right)^{2n}\right) \left(1 + \left(\frac{s}{\omega_H}\right)^{2n}\right)}$$

$$\omega_L = 2\pi \times \text{lowcut}$$

$$\omega_H = 2\pi \times \text{highcut}$$
(3.2)

Dimana:

ω_L = *lower cutoff frequency*

ω_H = *upper cutoff frequency*

3.3.2. *Independent Component Analysis (ICA)*

Sinyal EEG sering kali masih terkontaminasi oleh derau atau artefak fisiologis, seperti kedipan mata dan pergerakan otot meskipun telah dilakukan metode filtering [53], [56]. Metode filtering konvensional memiliki keterbatasan yang terletak pada ketidakmampuannya dalam memisahkan artefak yang memiliki karakteristik tumpang tindih dengan sinyal asli. Untuk mengatasi hal ini, metode *Independent Component Analysis* (ICA) diterapkan sebagai solusi lanjutan yang mampu mendeteksi dan mengisolasi komponen *noise* tersebut. Dengan memisahkan sumber sinyal berdasarkan sifat statistiknya, ICA secara signifikan meningkatkan kualitas sinyal EEG. Dalam implementasi praktis di penelitian ini, proses ICA dilakukan menggunakan *toolbox* EEGLAB berbasis MATLAB.

EEGLAB memfasilitasi proses dekomposisi sinyal yang kompleks, mulai dari filtering hingga visualisasi topografi energi [57]. Mekanisme kerjanya melibatkan analisis sampel aktivitas pada setiap kanal untuk mengidentifikasi komponen-komponen independen penyusun sinyal EEG [35]. Walaupun perbedaan perangkat keras atau konfigurasi sistem dapat memunculkan sedikit variasi pada hasil, hal tersebut umumnya tidak berdampak signifikan terhadap hasil akhir analisis.

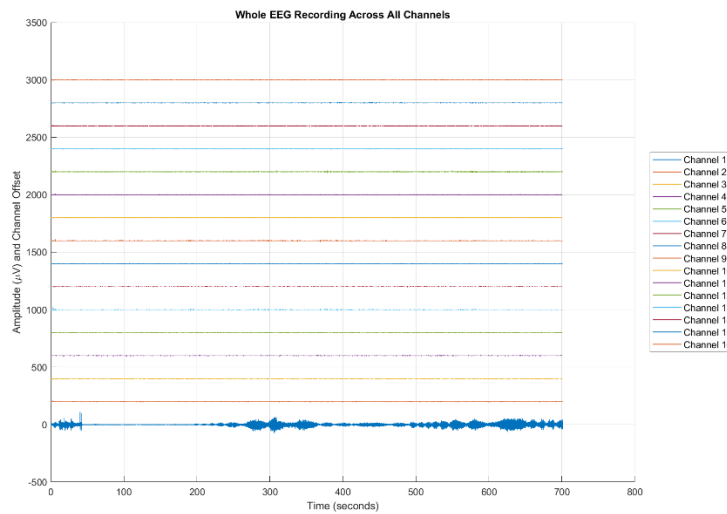
$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} as_1 + bs_2 \\ cs_1 + ds_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_1 \\ s_2 \end{pmatrix} = As$$

$$S = \begin{pmatrix} S_1 \\ S_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1n}) \\ (s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2n}) \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

Dimana:

a, b, c , dan d = *mixing coefficients*

Secara matematis, ICA menggunakan pendekatan statistik untuk mentransformasikan vektor acak menjadi komponen-komponen yang bebas. Dalam Persamaan (3.3) sinyal masukan X dianggap sebagai sumber linear. Tujuan utama metode ICA adalah menghitung estimasi matriks A dengan matriks S dengan memaksimalkan komponen independen pada matriks S [58]. Komponen yang teridentifikasi sebagai artefak dipisahkan, lalu sinyal direkonstruksi kembali menjadi data EEG bersih yang siap untuk dianalisis lebih lanjut seperti pada Gambar 3.3. Pendekatan ini menjamin akurasi dan reliabilitas analisis sinyal EEG.



Gambar 3.3. Sinyal EEG yang telah dilakukan preprocessing

3.4. Pendekatan Non-ERP

Pendekatan pertama difokuskan pada analisis sinyal EEG tanpa menerapkan segmentasi berbasis *event* atau teknik *averaging* yang dikunci waktu. Sinyal hasil *preprocessing* diekstraksi dan diplot untuk setiap sesi khususnya pada respon jawaban benar ke dalam representasi 1 Dimensi. Untuk mempermudah interpretasi karakteristik sinyal, dilakukan dekomposisi gelombang ke dalam pita frekuensi spesifik, yaitu Delta, Alfa, Beta, dan Gamma. Pemisahan ke dalam pita frekuensi ini krusial karena osilasi saraf pada frekuensi yang berbeda mencerminkan keadaan kognitif dan fungsional otak yang berbeda pula [59], [60]. Analisis 1 dimensi pada pita-pita ini memungkinkan observasi fluktuasi daya secara umum selama durasi eksperimen.

Selain analisis domain waktu dan frekuensi, pendekatan ini juga menghasilkan peta topografi 2 Dimensi (*Topoplot*) untuk memvisualisasikan distribusi spasial aktivitas listrik di permukaan kulit kepala. *Topoplot* ini dikalkulasi berdasarkan nilai *Power Spectral Density* (PSD) rata-rata pada rentang waktu tertentu secara global, tanpa sinkronisasi presisi terhadap stimulus kata [4], [47]. Metode visualisasi ini efektif untuk mengidentifikasi dominasi area otak yang aktif secara umum misalnya, asimetri aktivitas pada lobus frontal yang sering dikaitkan dengan pemrosesan emosi atau *craving* [61].

Namun, metode non-ERP ini memiliki keterbatasan fundamental dalam

hal resolusi temporal. Karena analisis didasarkan pada rata-rata daya dalam jendela waktu yang lebar, metode ini kehilangan informasi yang krusial untuk menentukan latensi tepat dari proses pemaknaan kata. Akibatnya, interpretasi yang dihasilkan cenderung bersifat spekulatif dan kurang sensitif untuk menangkap dinamika proses kognitif cepat (dalam orde milidetik), seperti komponen N400 yang spesifik merefleksikan pengolahan semantik dan pengenalan kata terkait adiksi [62].

3.5. Pendekatan *Event-Related Potential*

Metode utama yang diusulkan dalam penelitian ini adalah analisis berbasis *Event-Related Potential* (ERP). Berbeda dengan analisis spektral global yang melihat energi rata-rata pada satu respons, metode ERP berfokus pada waktu tertentu terhadap respons kemunculan stimulus kata adiksi [36]. Metode ini digunakan untuk memisahkan aktivitas otak yang berkaitan langsung dengan pemrosesan stimulus yang bersifat acak dan tidak relevan [63]. Oleh karena itu, pendekatan ini dinilai paling tepat untuk mendeteksi bias implisit pada remaja yang sering kali terjadi sangat cepat dan di luar kesadaran subjek.

Implementasi metode ini diawali dengan prosedur segmentasi sinyal, yaitu pemotongan sinyal EEG kontinu menjadi segmen-segmen pendek. Dalam penelitian ini, pemotongan ditetapkan mulai dari -200 ms (sebelum stimulus) hingga 800 ms (setelah stimulus). Rata-rata voltase pada periode ini dikurangkan dari seluruh segmen untuk menghilangkan *DC offset* dan menormalkan sinyal antar-kanal [13]. Tanpa proses normalisasi berbasis baseline ini, perbandingan amplitudo antar-subjek atau antar-kondisi menjadi tidak valid karena adanya variabilitas konduktivitas kulit kepala yang berbeda-beda pada setiap individu. Fokus utama analisis ERP dalam studi ini adalah ekstraksi komponen N400, sebuah gelombang defleksi negatif yang muncul sekitar 400 ms setelah stimulus dan berkaitan erat dengan pemrosesan semantik serta ekspektasi memori. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa amplitudo N400 sensitif terhadap derajat kesesuaian antara kata yang dibaca dengan konteks memori jangka panjang yang tersimpan dalam otak subjek [38], [39], [45]. Hipotesis yang dibangun adalah bahwa remaja dengan risiko adiksi akan menunjukkan karakteristik gelombang N400 yang berbeda (misalnya atenuasi amplitudo atau pergeseran latensi) saat

memproses kata-kata terkait narkoba dibandingkan remaja normal, akibat adanya memori asosiatif yang lebih kuat atau bias atensi terhadap isyarat tersebut. Dengan demikian, N400 tidak hanya berfungsi sebagai penanda tetapi juga sebagai biomarker kognitif untuk membedakan neuropsikologis antar kelompok. Tahap akhir dari pendekatan ini adalah peningkatan *Signal-to-Noise Ratio* (SNR) melalui teknik *Grand Averaging* dan visualisasi 2D. Karena sinyal ERP sering kali tertutup oleh *noise* otak yang besar, sinyal dari seluruh sesi tes harus dirata-ratakan untuk meredam derau acak sehingga bentuk gelombang ERP yang murni dapat terlihat jelas [64]. Hasil ekstraksi ini kemudian divisualisasikan dalam dua bentuk representasi: plot gelombang 1 Dimensi (1D) untuk analisis amplitudo, serta peta topografi 2 Dimensi (*Topoplot*) untuk mengamati distribusi spasial energi listrik di seluruh permukaan kulit kepala. Kombinasi visualisasi ini diharapkan mampu mengungkap perbedaan pola aktivasi otak yang subtil antara kelompok normal dan berisiko, yang sebelumnya tidak terdeteksi melalui metode analisis non-ERP konvensional

BAB 4

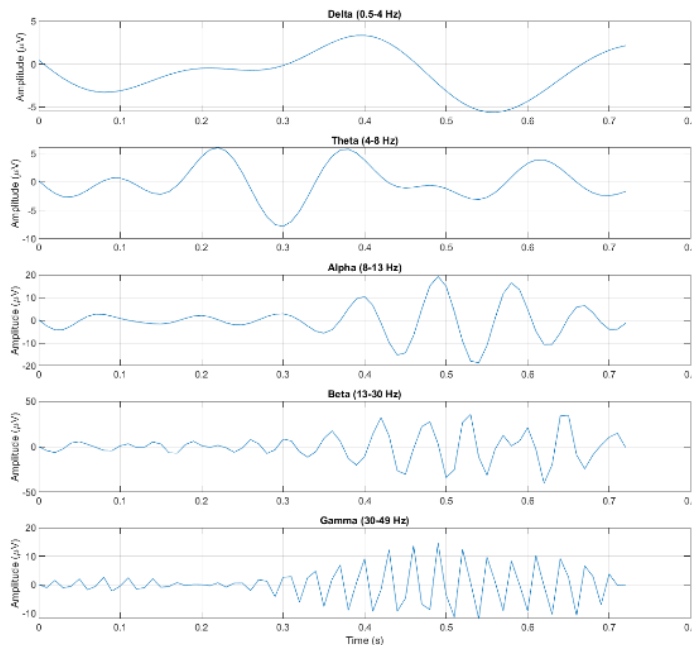
ANALISA HASIL PENELITIAN

4.1. Metode Non ERP

Analisis dilakukan menggunakan pendekatan Non-ERP, di mana sinyal EEG diolah untuk melihat distribusi daya secara umum pada rentang waktu tertentu tanpa melalui proses *averaging* yang ketat seperti pada ERP. Analisis difokuskan pada karakteristik sinyal dalam domain waktu dan frekuensi, serta distribusi spasialnya pada area korteks.

4.1.1. Responden Normal

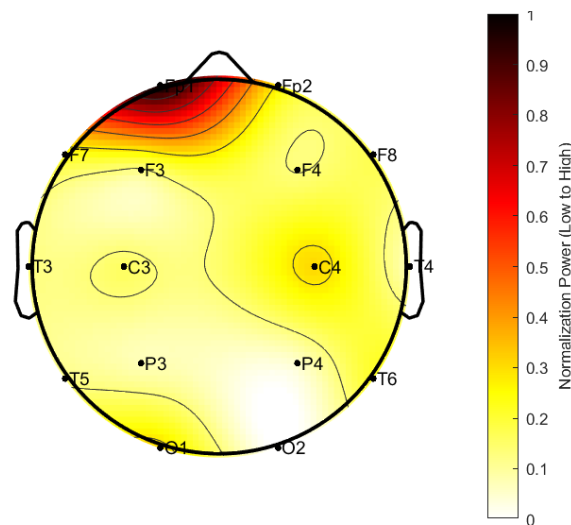
Analisis pada responden kategori normal bertujuan untuk memetakan pola dasar aktivitas otak remaja yang tidak memiliki riwayat adiksi saat dihadapkan pada stimulus. Hasil pengolahan sinyal ditampilkan dalam dua bentuk visualisasi, yaitu sinyal 1D dan *topoplot* 2D.



Gambar 4.1. Analisis 1D sinyal EEG pada responden kategori normal dengan metode non ERP

Analisis Sinyal 1D berdasarkan visualisasi sinyal 1D yang disajikan pada Gambar 4.1. Amplitudo pada lima pita frekuensi utama delta, theta, alpha, beta, dan

gamma dalam rentang waktu 0 hingga 0.8 detik. Pada pita frekuensi delta (0 - 4 Hz) dan theta (4 - 8 Hz), terlihat osilasi gelombang yang moderat dengan amplitudo berkisar antara -5 hingga 5 μV . Aktivitas ini menunjukkan hanya sedikit proses relaksasi. Pada pita frekuensi alpha (8 - 12 Hz) terdapat peningkatan aktivitas terutama pada rentang waktu 0.4 hingga 0.6 detik dengan amplitudo mencapai 20 μV . Pada pita frekuensi beta (12 - 30 Hz) grafik menunjukkan fluktuasi sinyal yang sangat aktif dan cepat dengan amplitudo yang cukup tinggi, mencapai puncak hingga 50 μV pada beberapa titik waktu. Tingginya aktivitas gelombang Beta ini mengindikasikan bahwa responden berada dalam kondisi konsentrasi aktif dan kewaspadaan mental saat memproses stimulus kata yang diberikan. Frekuensi gamma (30 - 49 Hz) juga menunjukkan aktivitas yang konsisten seperti pita frekuensi beta, yang merepresentasikan pemrosesan informasi kognitif tingkat tinggi.



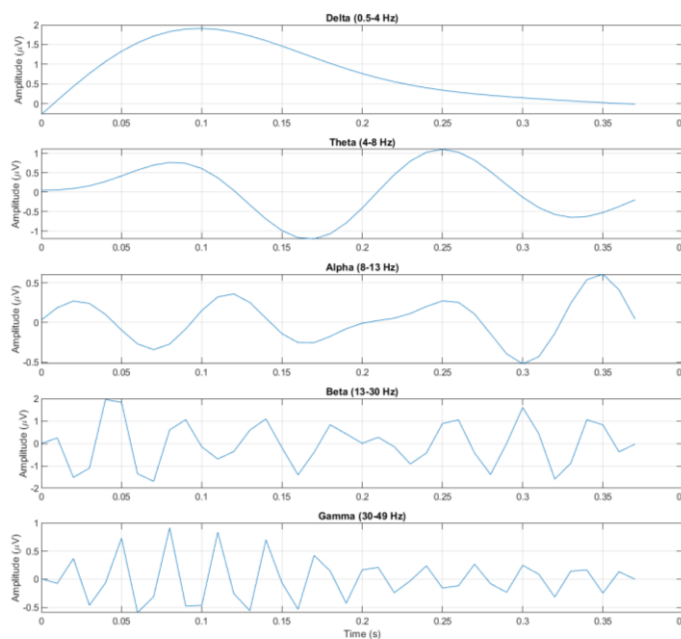
Gambar 4.2. *Topoplot* 2D responden normal dengan metode non ERP

Analisis *topoplot* 2D untuk memahami area otak mana yang paling aktif berkontribusi terhadap sinyal tersebut, dilakukan pemetaan menggunakan *topoplot* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.2. Gambar di atas memperlihatkan distribusi *normalization power* di seluruh permukaan kulit kepala dengan skala 0 dengan warna kuning hingga 1 dengan warna merah tua. Pada responden normal, terlihat pola aktivasi yang sangat terfokus di area *prefrontal (frontal pole)*, khususnya di sekitar elektroda Fp1 dan menyebar ke Fp2. Area *prefrontal* berperan

dalam pengambilan keputusan, dan pemecahan masalah [65]. Dominasi warna merah di area ini menunjukkan bahwa ketika responden normal memproses kata tersebut, terjadi aktivitas yang kuat di bagian depan otak untuk mengevaluasi stimulus terminologi adiksi. Sebaliknya, area lain seperti *central* (C3, C4), *parietal* (P3, P4), dan *occipital* (O1, O2) didominasi oleh warna kuning, yang menandakan tingkat aktivitas energi yang relatif rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa pada metode Non-ERP untuk responden normal memiliki respons otak yang efisien dan terpusat pada area tertentu tanpa adanya penyebaran aktivitas berlebihan ke area lainnya saat merespons stimulus.

4.1.2. Responden Berisiko

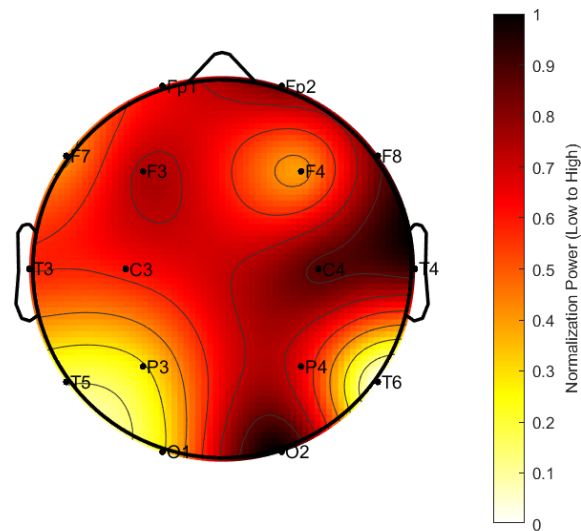
Berbeda dengan pola terpusat yang ditemukan pada kelompok normal, analisis pada responden berisiko menunjukkan karakteristik aktivitas otak yang cenderung menyebar dan fluktuatif. Berikut ini adalah analisis mendalam mengenai pola sinyal 1D dan distribusi *topoplot* 2D.



Gambar 4.3. Analisis 1D responden kategori berisiko dengan metode non ERP

Analisis sinyal 1D berdasarkan visualisasi sinyal yang ditunjukkan pada Gambar 4.3, terlihat gelombang yang berbeda secara amplitudo dan pola osilasi dibandingkan kelompok normal. Pada pita frekuensi rendah delta dan theta, sinyal

menunjukkan gelombang yang landai dengan amplitudo yang relatif rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak terjadi lonjakan aktivitas tidur atau relaksasi saat stimulus muncul. Perbedaan terlihat pada pita frekuensi beta dan gamma. Jika pada responden normal amplitudo beta sangat tinggi mencapai $50 \mu V$, pada responden berisiko, amplitudo gelombang beta dan gamma terlihat jauh lebih rendah berkisar antara 1 hingga $2 \mu V$ namun dengan frekuensi osilasi yang sangat rapat dan tidak beraturan. Pola amplitudo rendah namun cepat ini dapat diartikan bahwa otak berusaha memproses informasi namun tidak mencapai fokus yang kuat. Hal ini sering dikaitkan dengan kesulitan dalam mempertahankan fokus atau *sustained attention*.



Gambar 4.4. *Topoplot* 2D pada responden kategori berisiko dengan metode non ERP

Analisis *topoplot* 2D memperlihatkan perbedaan yang paling mencolok antara responden berisiko dan normal. Pada Gambar 4.4, menunjukkan aktivitas otak yang cenderung menyebar. Berbeda dengan responden normal yang aktivitas tingginya hanya terkunci di area *prefrontal*, pada responden berisiko area dengan aktivitas daya tinggi tersebar luas di hampir seluruh permukaan. Area *frontal* untuk pengambilan keputusan tetap aktif, namun tidak dominan. Aktivitas di area *central* mengindikasikan adanya aktivitas sensor motorik. Aktivitas bagian belakang otak yang memproses visual dan asosiasi juga menunjukkan aktivitas energi yang tinggi [66]. Pola aktivitas *topoplot* menunjukkan otak responden berisiko secara bersamaan aktif untuk memproses satu stimulus kata. Aktivitas antara setiap bagian otak mengindikasikan terdapat perubahan emosional maupun memori sehingga

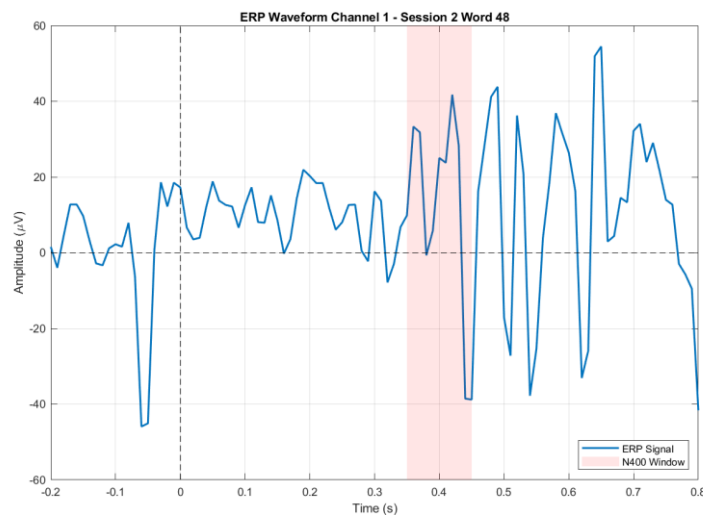
mempengaruhi responden berisiko dalam merespon terminologi adiksi.

4.2. Metode *Event-Related Potential* (ERP)

Analisis menggunakan metode dilakukan untuk membatasi respons otak terhadap stimulus secara spesifik. Berbeda dengan metode Non-ERP yang melihat aktivitas otak dalam seluruh respons, pendekatan ERP memfokuskan pada komponen sinyal yang muncul pada waktu tertentu setelah stimulus diberikan. Analisis ini bertujuan untuk melihat bagaimana otak memproses kata-kata yang ditampilkan dalam waktu yang sangat spesifik, yaitu pada rentang N400.

4.2.1. Responden Normal

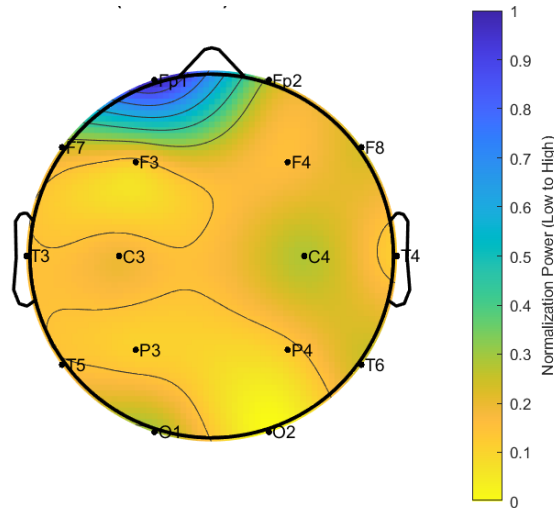
Pada kelompok responden normal, analisis ERP dilakukan untuk mengamati respons terhadap stimulus. Fokus analisis diarahkan pada waktu 350 hingga 450 ms secara teoritis berkaitan dengan komponen N400. Hasil pengolahan data disajikan dalam bentuk gelombang sinyal 1D dan *topoplot* 2D pada rentang waktu tersebut.



Gambar 4.5. 1D sinyal EEG responden normal dengan metode ERP

Analisis Gelombang ERP berdasarkan visualisasi sinyal 1D yang ditunjukkan pada Gambar 4.5, terlihat fluktuasi yang cukup tajam dengan amplitudo yang bervariasi antara -40 hingga 50 μV . Pada area ERP menunjukkan lonjakan aktivitas positif yang cukup tinggi dengan amplitudo mencapai sekitar 30-40 μV . Pola gelombang ini mengindikasikan bahwa pada responden normal

merespons dengan aktif dan cepat untuk mengevaluasi terminologi adiksi. Aktivitas neural berlanjut setelah 500 ms juga menandakan adanya proses kognitif lanjutan yang mungkin berkaitan dengan evaluasi ulang terhadap stimulus.



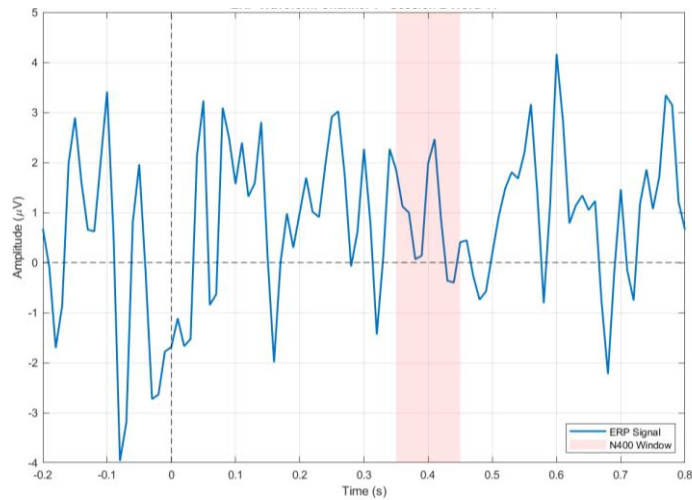
Gambar 4.6. *Topoplot* 2D responden normal dengan metode ERP

Analisis *topoplot* 2D dilakukan pada rentang waktu yang sama sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.6. Gambar topografi tersebut menampilkan *normalization power* dari 0 hingga 1, di mana warna kuning merepresentasikan daya rendah dan warna biru tua merepresentasikan daya tertinggi. Distribusi daya pada responden normal menunjukkan pola aktivitas di area *frontal* otak. Sebagian besar area otak, termasuk *lobus parietal*, *temporal*, dan *oksipital* didominasi oleh warna kuning hingga oranye muda, yang menandakan aktivitas daya yang rendah pada rentang waktu tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa dalam waktu 350-450 ms, proses pengolahan informasi pada responden normal sangat bergantung pada aktivitas di area *prefrontal* kiri. Metode ERP memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengisolasi area otak yang aktif dengan presisi rentang waktu lebih tinggi dibandingkan metode non-ERP. Pada kelompok responden normal, aktivitas otak bersifat efisien dan terlokalisasi secara jelas pada area tertentu, menunjukkan pola aktivitas yang terfokus.

4.2.2. Responden Berisiko

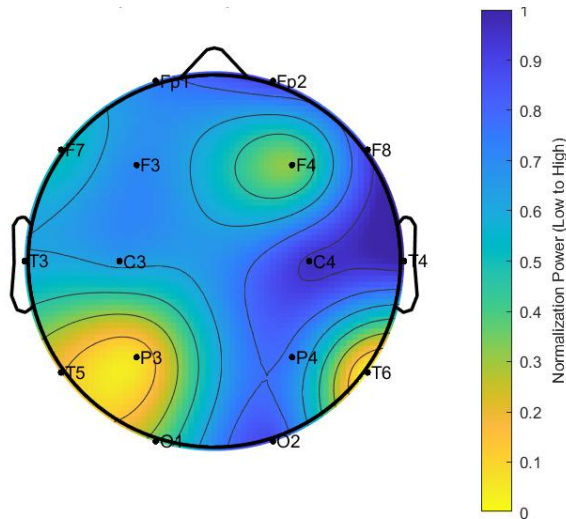
Analisis lanjutan dilakukan pada responden berisiko untuk melihat respons otak terhadap stimulus. Sama halnya dengan kelompok normal, fokus pengamatan

ditujukan pada rentang waktu N400 (350 – 450 ms). Berbeda dengan kelompok normal yang menunjukkan pola gelombang yang stabil dan amplitudo tinggi, data pada responden berisiko memperlihatkan karakteristik sinyal yang jauh lebih fluktuatif.



Gambar 4.7. Sinyal 1D responden berisiko dengan metode ERP

Analisis sinyal ERP 1D pada responden kategori berisiko menunjukkan pola dinamika gelombang setelah paparan stimulus berupa kata-kata terkait adiksi. Hasil ekstraksi memperlihatkan bahwa komponen N400 tidak menunjukkan defleksi negatif yang tajam atau bermakna. Sebaliknya pada area N400, amplitudo sinyal pada rentang latensi tersebut cenderung berfluktuasi rendah dengan kenaikan dari $-2 \mu V$ dan memiliki amplitudo puncak di $2.5 \mu V$ dengan tingkat variabilitas yang lebih kecil dibandingkan komponen awal. Melemahnya amplitudo N400 ini mengindikasikan bahwa subjek berisiko kehilangan atensi fokus dalam merespon terminologi adiksi.



Gambar 4.8. *Topoplot* 2D responden berisiko menggunakan metode ERP

Visualisasi *topoplot* dua dimensi pada Gambar 4.8 memperlihatkan distribusi aktivitas neural yang relatif aktif di seluruh area korteks. Visualisasi *topoplot* didominasi oleh warna biru hingga hijau muda, yang merepresentasikan nilai *normalization power* menengah hingga rendah dan tersebar secara merata dari area *frontal* hingga *central*. Area yang nampak tetap aktif dan memiliki daya tinggi adalah di sekitar *central* dan *temporal* kanan. Menggunakan metode ERP dapat mengurangi daya yang aktif pada area yang lain. Visualisasi *topoplot* metode non ERP memperlihatkan hampir setiap area otak terdapat aktivitas dan area tertinggi pada area *occipital*, *central*, dan *temporal*. Sedangkan menggunakan metode ERP, area aktif hanya sekitar *central* dan *temporal*. Adanya aktivitas di area *central* dan *temporal* menandakan bahwa terdapat peran aktivitas otak mengenai memori, dan sensor motorik [65].

4.3. Analisis Perbandingan Non ERP dan ERP

Pada bagian ini, penelitian memfokuskan analisis pada komparasi nilai *Power Spectral Density* (PSD) antara kondisi Non-ERP dan kondisi dengan ERP. Analisis ini bertujuan untuk membuktikan secara statistik apakah paparan stimulus berupa kata-kata adiksi memberikan perubahan daya sinyal yang nyata dibandingkan kondisi *resting state*. Pengujian statistik dilakukan menggunakan metode *Paired T-Test* terhadap 16 kanal elektroda yang terpasang pada kulit kepala

responden.

4.3.1. Responden Normal

Hasil analisis pada kelompok responden normal menunjukkan konsistensi respons yang jauh lebih tinggi di hampir seluruh kanal elektroda. Dari total 16 kanal yang diuji, sebanyak 15 kanal menunjukkan perbedaan yang sangat signifikan antara kondisi non-ERP dan ERP dengan nilai *P-Value* yang sangat kecil, bahkan mencapai 0.0000 di banyak kanal. Hasil perhitungan kuantitatif untuk responden kategori normal dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Hasil perbandingan metode ERP dan non ERP menggunakan perhitungan *P-Value* pada kelompok responden dengan kategori normal

Ch	Non-ERP (dB)	ERP (dB)	P-Value	Keterangan
01	14.0814	14.211	0.0782	TIDAK
02	-10.49	-10.017	0	SIGNIFIKAN
03	-15.416	-14.96	0	SIGNIFIKAN
04	-14.99	-14.548	0	SIGNIFIKAN
05	-14.583	-14.281	0.0004	SIGNIFIKAN
06	-9.2134	-8.6132	0	SIGNIFIKAN
07	-15.053	-14.734	0.0001	SIGNIFIKAN
08	-17.355	-17.091	0.0015	SIGNIFIKAN
09	-9.4764	-8.8314	0	SIGNIFIKAN
10	-19.864	-19.486	0	SIGNIFIKAN
11	-12.362	-11.652	0	SIGNIFIKAN
12	-9.6549	-9.2162	0.0103	SIGNIFIKAN
13	-15.655	-15.125	0	SIGNIFIKAN
14	-15.756	-15.327	0	SIGNIFIKAN
15	-16.115	-15.565	0	SIGNIFIKAN
16	-13.542	-13.051	0	SIGNIFIKAN

Data perbandingan antara metode ERP dan non-ERP yang ditampilkan pada Tabel 4.1 memperlihatkan bahwa tidak terdapat perbedaan yang terlalu signifikan pada Ch 01 di mana nilai *P-Value* tercatat sebesar 0.0782, yang berarti tidak terdapat perbedaan signifikan pada kanal tersebut. Dominasi hasil signifikan ini menegaskan bahwa pada individu normal, pemrosesan stimulus kata adiksi

melibatkan aktivasi saraf yang lebih seragam dan terorganisir.

Jika ditinjau dari besaran daya, pola kenaikan daya pada kondisi ERP terlihat sangat konsisten dan sistematis pada responden normal. Pada Ch 02 besarnya daya meningkat dari -10.49 dB, dengan kenaikan pada metode ERP menjadi -10.017 dB.

Perbandingan data ini memberikan wawasan bahwa otak responden normal memiliki mekanisme respons yang lebih sensitif dan stabil dalam menanggapi stimulus visual berupa kata. Meskipun level daya pada responden normal cenderung lebih rendah (lebih negatif), selisih relatif antara kondisi Non-ERP dan ERP tetap signifikan secara statistik. Hal ini membuktikan bahwa metode ERP mampu mengisolasi aktivitas kognitif spesifik yang tidak terlihat pada rekaman EEG konvensional atau non-ERP. Stabilitas respons pada kelompok normal ini menjadi tolok ukur penting dalam memvalidasi efektivitas protokol eksperimen yang dilakukan.

4.3.2. Responden Berisiko

Hasil pengujian statistik pada kelompok responden berisiko menunjukkan adanya dinamika perubahan daya sinyal yang cukup bervariasi di seluruh kanal elektroda. Berdasarkan Tabel 4.2, ditemukan bahwa sebanyak 13 dari 16 kanal elektroda menunjukkan perbedaan yang signifikan secara statistik dengan nilai *P-Value* di bawah ambang batas signifikansi 0.05. Kanal-kanal yang menunjukkan perubahan signifikan tersebut meliputi Ch 01, 03, 04, 05, 07, 08, 09, 10, 11, 12, 13, 14, dan 16, yang merepresentasikan area korteks yang luas. Hal ini mengindikasikan bahwa pemberian stimulus kata adiksi mampu memicu respons yang berbeda secara nyata dibandingkan saat responden dalam kondisi diam atau tanpa stimulus.

Tabel 4.2. Hasil perbandingan metode ERP dan non ERP menggunakan perhitungan *P-Value* pada kelompok responden dengan kategori berisiko

Ch	Non-ERP (dB)	ERP (dB)	P-Value	Keterangan
01	5.3560	6.0210	0.0045	SIGNIFIKAN

02	5.5995	6.0314	0.0640	TIDAK
03	0.8263	1.6256	0.0002	SIGNIFIKAN
04	-2.8156	-2.2496	0.0048	SIGNIFIKAN
05	5.4920	6.0091	0.0009	SIGNIFIKAN
06	4.6745	4.9821	0.1344	TIDAK
07	-4.9306	-4.2671	0.0026	SIGNIFIKAN
08	1.8618	2.7716	0.0003	SIGNIFIKAN
09	-5.8516	-5.3839	0.0121	SIGNIFIKAN
10	-2.7375	-2.0678	0.0001	SIGNIFIKAN
11	1.1038	2.0789	0.0000	SIGNIFIKAN
12	4.8783	5.5982	0.0027	SIGNIFIKAN
13	-3.4120	-2.3296	0.0000	SIGNIFIKAN
14	9.2244	9.8049	0.0047	SIGNIFIKAN
15	-11.8131	-11.5502	0.1006	TIDAK
16	-13.542	-13.051	0	SIGNIFIKAN

Analisis lebih mendalam untuk perbandingan metode ERP dan non-ERP seperti pada Tabel 4.2, memperlihatkan tren peningkatan energi sinyal pada kondisi ERP dibandingkan kondisi non-ERP. Sebagai bukti, pada Ch 01 terjadi peningkatan daya dari 5.3560 dB pada kondisi Non-ERP menjadi 6.0210 dB pada kondisi ERP. Fenomena serupa juga terekam jelas pada Ch 10, di mana daya sinyal meningkat dari -2.7375 dB menjadi -2.0678 dB dengan nilai *P-Value* sebesar 0.0001. Peningkatan nilai daya ini menunjukkan bahwa sinkronisasi neuron terjadi lebih kuat saat stimulus diberikan, menghasilkan amplitudo gelombang yang lebih besar daripada aktivitas acak pada fase Non-ERP.

Meskipun mayoritas kanal menunjukkan perbedaan signifikan, terdapat tiga kanal yang tidak menunjukkan perubahan statistik yang berarti, yaitu Ch 02, Ch 06, dan Ch 15. Pada Ch 15, selisih nilai daya tidak signifikan dengan *P-Value* sebesar 0.1006, yang jauh di atas standar signifikansi 0.05. Ketidaksignifikanan pada kanal-kanal tertentu ini dapat mengindikasikan adanya variabilitas respons pada otak responden berisiko. Temuan ini menyarankan bahwa pada kelompok berisiko, respons otak terhadap stimulus adiksi memiliki pola yang beragam. Hal ini mengindikasikan adanya perubahan ataupun aktivitas emosional yang dimiliki oleh responden berisiko.

4.3.3. Diskusi Hasil Perbandingan

Secara keseluruhan, hasil uji statistik dari kedua kelompok responden mengonfirmasi hipotesis bahwa metode ERP menghasilkan karakteristik sinyal yang berbeda secara fundamental dibandingkan metode Non-ERP. Perbedaan ini terutama disebabkan oleh adanya fenomena *time-locking* saat pemberian stimulus dengan respons otak, yang merupakan prinsip dasar dari pembangkitan sinyal ERP. Seperti dijelaskan oleh Luck (2005), sinyal non-ERP berisi campuran aktivitas otak yang acak dan tidak terkait dengan *event*, sedangkan ERP merepresentasikan hasil rata-rata (*averaging*) yang memperkuat sinyal respons dan meredam *noise* acak [36]. Oleh karena itu, peningkatan nilai dB pada kolom ERP bukan merupakan anomali, melainkan bukti terjadinya proses pengolahan informasi di otak.

Peningkatan daya (dB) yang teramati pada kondisi ERP dapat dijelaskan lebih lanjut melalui konsep *Event-Related Synchronization* (ERS) pada pita frekuensi tertentu. Mengacu pada teori yang dikemukakan oleh Pfurtscheller dan Lopes da Silva (1999), ketika populasi neuron merespons sebuah stimulus mereka cenderung menembakkan potensial aksi secara serempak, yang menyebabkan peningkatan densitas daya spektral pada elektroda permukaan [67]. Dalam konteks penelitian ini, nilai dB yang lebih tinggi pada kondisi ERP mencerminkan besarnya energi yang dikerahkan oleh korteks otak untuk memproses makna dari kata-kata adiksi yang ditampilkan. Pada kondisi non-ERP, aktivitas neuron terindikasi sebagai suatu aktivitas keseluruhan sehingga rata rata daya dalam merespon cenderung menyebar dan stabil [68].

Perbedaan pola signifikansi antara responden normal dan berisiko juga memberikan implikasi klinis yang menarik untuk ditelusuri lebih lanjut. Fakta bahwa responden normal memiliki jumlah kanal signifikan yang lebih banyak (15 kanal) dibandingkan responden berisiko (13 kanal) mungkin mengindikasikan adanya perbedaan efisiensi jaringan saraf atau atensi visual. Ketidaksesuaian beberapa kanal pada responden berisiko bisa jadi mencerminkan adanya gangguan pada jalur pemrosesan kognitif tertentu atau kurangnya fokus atensi terhadap stimulus yang diberikan.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil mengidentifikasi respon remaja terhadap stimulus adiksi. Hasil analisis sinyal EEG menunjukkan bahwa respons otak pada N400 sangat bergantung pada status risiko individu. Pada remaja kategori normal, N400 muncul dengan fluktuasi amplitudo yang tinggi berkisar -40 hingga $50 \mu V$. Aktivitas ini menandakan adanya proses evaluasi semantik yang aktif dan kuat. Hal ini sejalan dengan teori bahwa N400 merepresentasikan proses evaluasi dan koreksi saat memahami bahasa [62]. Pada remaja berisiko karakteristik N400 mengalami pelemahan dengan amplitudo yang rendah berkisar -2 hingga $2.5 \mu V$. Fenomena ini mengindikasikan bahwa responden kategori berisiko kesulitan dalam mempertahankan fokus dan kurang memahami makna terminologi adiksi.

Terkait dengan indikasi respons emosional melalui perbedaan N400, pergeseran distribusi *topoplot* sinyal pada responden berisiko memvisualisasikan adanya interferensi proses emosional dan memori. Pada responden normal aktivitas persebaran daya aktif pada area *frontal*. Pada responden berisiko aktivitas dominan bergeser ke area *central* dan *temporal*. Berdasarkan literatur, area *temporal* berkaitan erat dengan pengambilan memori dan pemrosesan emosi sedangkan penurunan aktivitas area *frontal* diasosiasikan dengan kurangnya fokus [65]. Dengan demikian, pelemahan sinyal N400 yang disertai dengan penyebaran aktivitas ke area temporal pada responden berisiko tidak hanya menunjukkan penurunan fokus, tetapi juga mengarah pada keterlibatan proses emosional dalam pemrosesan kata-kata adiksi yang dapat memengaruhi proses evaluasi.

Pola respons pada responden normal bersifat terlokalisasi dan efisien, di mana energi otak terpusat di area *frontal* untuk pengambilan keputusan. Sebaliknya, responden berisiko menunjukkan pola yang menyebar dan tidak efisien. Analisis non ERP memperlihatkan adanya aktivitas energi yang meluas hingga ke area *occipital* dan *parietal*, meskipun stimulus yang diberikan sama. Tingginya aktivitas di area visual dan asosiasi ini menunjukkan adanya kesulitan dalam

mempertahankan atensi terfokus saat dipaparkan terminologi adiksi.

5.2. Saran

Berdasarkan kesimpulan dan keterbatasan yang ditemukan dalam penelitian ini, diajukan beberapa saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Penelitian ini saat ini masih terbatas pada penggunaan stimulus verbal berupa teks, yang mungkin belum sepenuhnya merepresentasikan kompleksitas pemicu adiksi. Mengingat adanya indikasi keterlibatan respons emosional yang kuat pada responden berisiko, penelitian masa depan sangat disarankan untuk menggunakan stimulus yang lebih provokatif seperti gambar atau video. Pendekatan ini bertujuan untuk memvalidasi apakah pola penyebaran aktivitas otak ke area *temporal* dan *occipital* dapat muncul lebih intens dibandingkan saat merespons teks. Selain itu, variasi stimulus ini dapat membantu memetakan gangguan fokus pada remaja berisiko bersifat spesifik terhadap stimulus tertentu atau merupakan penurunan kognitif yang menyeluruh.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menerapkan algoritma *machine learning* atau *deep learning* untuk mengklasifikasikan sinyal EEG secara otomatis berdasarkan fitur amplitudo N400. Pemanfaatan metode ini memungkinkan sistem untuk mempelajari pola-pola kompleks yang mungkin sulit dideteksi secara manual oleh pengamat manusia. Hal ini tidak hanya mengurangi tingkat subjektivitas dalam diagnosis tetapi juga berkontribusi pada pengembangan sistem deteksi dini risiko adiksi yang beroperasi secara *real-time*. Teknologi ini dapat dikembangkan menjadi alat bantu diagnostik klinis yang akurat bagi para praktisi kesehatan mental maupun medis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. L. Andrews, S. P. Ahmed, and S.-J. Blakemore, “Navigating the Social Environment in Adolescence: The Role of Social Brain Development,” *Biol. Psychiatry*, vol. 89, no. 2, pp. 109–118, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2020.09.012>.
- [2] H. Jeong *et al.*, “Discordance between self-report and clinical diagnosis of Internet gaming disorder in adolescents,” *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–8, 2018, doi: [10.1038/s41598-018-28478-8](https://doi.org/10.1038/s41598-018-28478-8).
- [3] H. Bin Zhang *et al.*, “An electroencephalography connectome predictive model of craving for methamphetamine,” *Int. J. Clin. Heal. Psychol.*, vol. 25, no. 1, Jan. 2025, doi: [10.1016/j.ijchp.2025.100551](https://doi.org/10.1016/j.ijchp.2025.100551).
- [4] I. Wijayanto *et al.*, “Unlocking Early Detection and Intervention Potential: Analyzing Visual Evoked Potentials in Adolescents/ Teenagers with Narcotics Abuse Tendencies from the TelUnisba Neuropsychology Electroencephalograph Dataset,” *J. Electron. Electromed. Eng. Med. Informatics*, vol. 6, no. 4, pp. 445–458, Oct. 2024, doi: [10.35882/jeeemi.v6i4.476](https://doi.org/10.35882/jeeemi.v6i4.476).
- [5] S. Sinha, A. Chau-Morris, M. Kostova, and J. B. Debrulle, “Performing a task with a friend does not change semantic processes but preparation: a social N400 and CNV event-related potential study,” *Front. Psychol.*, vol. 16, 2025, doi: [10.3389/fpsyg.2025.1475106](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1475106).
- [6] Y. Qi *et al.*, “Slow-Wave EEG Activity Correlates with Impaired Inhibitory Control in Internet Addiction Disorder,” *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 5, Mar. 2022, doi: [10.3390/ijerph19052686](https://doi.org/10.3390/ijerph19052686).
- [7] S. Kashif, S. Pandey, and Z. I. Warriach, “Neurophysiological Markers of Internet Gaming Disorder: A Literature Review of Electroencephalography Studies,” *Cureus*, vol. 13, no. 9, 2021, doi: [10.7759/cureus.17866](https://doi.org/10.7759/cureus.17866).
- [8] T. M. Sulistiyo, Y. J. Nur Pratama, I. Wijayanto, S. Sa'idah, S. Hadiyoso, and A. N. Khasanah, “Electroencephalogram Signal Denoising in Individual Cognitive Ability Measurement Using Independent Component Analysis,” in *2023 IEEE Asia Pacific Conference on Wireless and Mobile (APWiMob)*, 2023, pp. 68–72. doi: [10.1109/APWiMob59963.2023.10365633](https://doi.org/10.1109/APWiMob59963.2023.10365633).

- [9] J. S. Maji and C. Atmaji, "Kendali Arah pada Brain Computer Interface Berbasis Steady State Visual Evoked Potentials," *IJEIS (Indonesian J. Electron. Instrum. Syst.*, vol. 10, no. 2, p. 155, Oct. 2020, doi: 10.22146/ijeis.38244.
- [10] D. L. Schomer and F. H. da Silva, *Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Oxford University Press, 2017. doi: 10.1093/med/9780190228484.001.0001.
- [11] M. Soufineyestani, D. Dowling, and A. Khan, "Electroencephalography (EEG) technology applications and available devices," Nov. 01, 2020, *MDPI AG*. doi: 10.3390/app10217453.
- [12] L. De Liao *et al.*, "Biosensor technologies for augmented brain-computer interfaces in the next decades," *Proc. IEEE*, vol. 100, no. SPL CONTENT, pp. 1553–1566, 2012, doi: 10.1109/JPROC.2012.2184829.
- [13] M. Cohen, *Analyzing Neural Time Series Data: Theory and Practice*. 2014. doi: 10.7551/mitpress/9609.001.0001.
- [14] E. S. Kappenman and S. J. Luck, "The effects of electrode impedance on data quality and statistical significance in ERP recordings," *Psychophysiology*, vol. 47, no. 5, pp. 888–904, 2010, doi: 10.1111/j.1469-8986.2010.01009.x.
- [15] L. Koessler *et al.*, "Automated cortical projection of EEG sensors: Anatomical correlation via the international 10–10 system," *Neuroimage*, vol. 46, no. 1, pp. 64–72, 2009, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.02.006>.
- [16] W. Xiong, L. Ma, and H. Li, "Adaptive EEG preprocessing to mitigate electrode shift variability for robust motor imagery classification," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, pp. 1–13, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-24466-x.
- [17] C. L. Scrivener and A. T. Reader, "Variability of EEG electrode positions and their underlying brain regions: visualizing gel artifacts from a simultaneous EEG-fMRI dataset," *Brain Behav.*, vol. 12, no. 2, pp. 1–10, 2022, doi: 10.1002/brb3.2476.
- [18] R. Oostenveld and P. Praamstra, "The five percent electrode system for high-resolution EEG and ERP measurements," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 112, no.

- 4, pp. 713–719, 2001, doi: [https://doi.org/10.1016/S1388-2457\(00\)00527-7](https://doi.org/10.1016/S1388-2457(00)00527-7).
- [19] V. Jurcak, D. Tsuzuki, and I. Dan, “10/20, 10/10, and 10/5 systems revisited: Their validity as relative head-surface-based positioning systems,” *Neuroimage*, vol. 34, no. 4, pp. 1600–1611, 2007, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.09.024>.
- [20] D. Dadebayev, W. W. Goh, and E. X. Tan, “EEG-based emotion recognition: Review of commercial EEG devices and machine learning techniques,” Jul. 01, 2022, *King Saud bin Abdulaziz University*. doi: [10.1016/j.jksuci.2021.03.009](https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.03.009).
- [21] R. Allegretta, A. Daffinà, and M. Balconi, “Frontal Delta Dissimilarity During Moral Persuasion: Insight from an EEG Hyperscanning Study,” *Brain Sci.*, vol. 15, p. 1302, 2025, doi: [10.3390/brainsci15121302](https://doi.org/10.3390/brainsci15121302).
- [22] P. Sampedro-Piquero, F. Buades-Sitjar, A. Capilla, C. Zancada-Menéndez, A. González-Baeza, and R. D. Moreno-Fernández, “Risky alcohol use during youth: Impact on emotion, cognitive networks, and resting-state EEG activity,” *Prog. Neuro-Psychopharmacology Biol. Psychiatry*, vol. 132, Jun. 2024, doi: [10.1016/j.pnpbp.2024.110994](https://doi.org/10.1016/j.pnpbp.2024.110994).
- [23] N. H. J. S. García-, S. B. M. Berry, G. A. Worrell, and M. T. Kucewicz, “Anterior prefrontal EEG theta activities indicate memory and executive functions in patients with epilepsy,” no. July 2024, pp. 1274–1287, 2025, doi: [10.1111/epi.18246](https://doi.org/10.1111/epi.18246).
- [24] M. H. A. Köhler, G. Demarchi, and N. Weisz, “Cochlear activity in silent cue-target intervals shows a theta-rhythmic pattern and is correlated to attentional alpha and theta modulations,” *BMC Biol.*, vol. 19, no. 1, pp. 1–13, 2021, doi: [10.1186/s12915-021-00992-8](https://doi.org/10.1186/s12915-021-00992-8).
- [25] A. K. Engel and P. Fries, “Beta-band oscillations—signalling the status quo?,” *Curr. Opin. Neurobiol.*, vol. 20, no. 2, pp. 156–165, 2010, doi: <https://doi.org/10.1016/j.conb.2010.02.015>.
- [26] S. H. Bong, Y. Shin, D. Yoon, J. Kim, H. Park, and B. Jeong, “Conscious cardiac awareness and interoceptive attention differentially modulate heartbeat-evoked neural dynamics,” *Neuroimage*, vol. 323, p. 121606, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2025.121606>.

- [27] M. Köster, H. Finger, S. Graetz, M. Kater, and T. Gruber, "Theta-gamma coupling binds visual perceptual features in an associative memory task," *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, Dec. 2018, doi: 10.1038/s41598-018-35812-7.
- [28] E. Başar and B. Güntekin, "Review of delta, theta, alpha, beta, and gamma response oscillations in neuropsychiatric disorders," in *Supplements to Clinical Neurophysiology*, vol. 62, Elsevier B.V., 2013, pp. 303–341. doi: 10.1016/B978-0-7020-5307-8.00019-3.
- [29] B. A. Nosek, M. R. Banaji, and B. Nosek, "THE GO/NO-GO ASSOCIATION TASK," 2001. [Online]. Available: www.briannosek.com
- [30] B. J. Williams and L. M. Kaufmann, "Reliability of the Go/No Go Association Task," *J. Exp. Soc. Psychol.*, vol. 48, no. 4, pp. 879–891, Jul. 2012, doi: 10.1016/j.jesp.2012.03.001.
- [31] T. Radüntz, J. Scouten, O. Hochmuth, and B. Meffert, "EEG artifact elimination by extraction of ICA-component features using image processing algorithms," *J. Neurosci. Methods*, vol. 243, pp. 84–93, Mar. 2015, doi: 10.1016/j.jneumeth.2015.01.030.
- [32] C. Caroline, N. H. Shabrina, M. R. Ao, N. Laurencya, and V. Lee, "Analisis Aplikasi Filter FIR dan Filter IIR dalam Pra-pemrosesan Sinyal Elektroensefalografi," *Ultim. Comput. J. Sist. Komput.*, vol. 12, no. 1, pp. 40–48, 2020, doi: 10.31937/sk.v12i1.1621.
- [33] D. Romolo, E. R. Widasari, and B. H. Prasetyo, "Analisis Perbandingan Filter Finite Impulse Response, Infinite Impulse Response, dan Discrete Wavelet Transform pada Kondisi Kelelahan Mental berbasis Sinyal Electroencephalography," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 9, pp. 4580–4585, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [34] S. Winder, "Chapter 17 - Iir filter design," in *Analog and Digital Filter Design (Second Edition)*, Second Edi., S. Winder, Ed., in EDN Series for Design Engineers. , Woburn: Newnes, 2002, pp. 395–408. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-075067547-5/50017-8>.
- [35] A. Tharwat, "Independent component analysis: An introduction," *Appl. Comput. Informatics*, vol. 17, no. 2, pp. 222–249, 2020, doi: 10.1016/j.aci.2018.08.006.

- [36] S. Luck, *An Introduction to The Event-Related Potential Technique*. 2005.
- [37] F. Miti, J. Toppi, A. Ciaramidaro, L. Astolfi, C. Iani, and S. Rubichi, "Inter-brain ERPs alignment during a joint Simon task: An EEG hyperscanning study," *PLoS One*, vol. 21, no. 1 January, pp. 1–21, 2026, doi: 10.1371/journal.pone.0338934.
- [38] V. N. Almeida, "Neurophysiological basis of the N400 deflection, from Mismatch Negativity to Semantic Prediction Potentials and late positive components," *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 166, pp. 134–150, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.ijpsycho.2021.06.001.
- [39] S. McWeeny and E. S. Norton, "Understanding event-related potentials (ERPs) in clinical and basic language and communication disorders research: a tutorial," Jul. 01, 2020, *Wiley Blackwell*. doi: 10.1111/1460-6984.12535.
- [40] A. Smith, F. Kaufman, M. S. Sandy, and A. Cardenas, "Cannabis Exposure During Critical Windows of Development: Epigenetic and Molecular Pathways Implicated in Neuropsychiatric Disease," Sep. 01, 2020, *Springer*. doi: 10.1007/s40572-020-00275-4.
- [41] K. Zhang, J. Li, and F. Gu, "Processing of emotional connotations in Chinese monomorph and compound words reflected by the early posterior negativity," *Front. Psychol.*, vol. Volume 15-2024, 2024, doi: 10.3389/fpsyg.2024.1426383.
- [42] S. J. Luck, A. X. Stewart, A. M. Simmons, and M. Rhemtulla, "Quality for Averaged Event-Related Potentials," vol. 58, no. 6, pp. 1–28, 2022, doi: 10.1111/psyp.13793.Standardized.
- [43] T. Gunawan *et al.*, "Factors underlying the neurofunctional domains of the Addictions Neuroclinical Assessment assessed by a standardized neurocognitive battery," *Transl. Psychiatry*, vol. 14, no. 1, pp. 1–12, 2024, doi: 10.1038/s41398-024-02987-9.
- [44] E. DehAbadi *et al.*, "Analyzing EEG data during opium addiction treatment using a fuzzy logic-based machine learning model," *Front. Psychiatry*, vol. 16, no. November, 2025, doi: 10.3389/fpsyg.2025.1635933.
- [45] S. Nour Eddine, T. Brothers, L. Wang, M. Spratling, and G. R. Kuperberg, "A predictive coding model of the N400," *Cognition*, vol. 246, p. 105755,

2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2024.105755>.

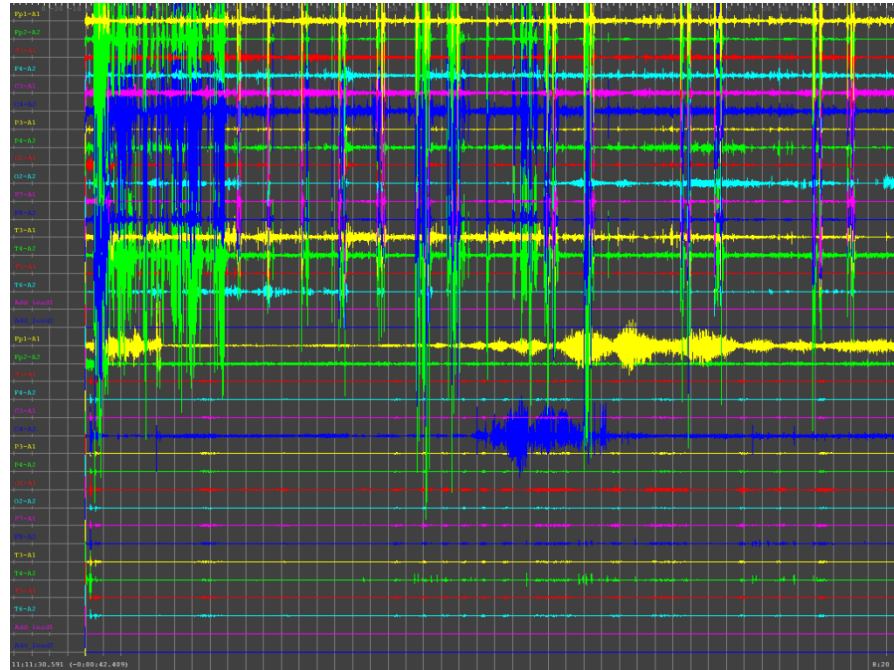
- [46] A. Turnip, M. Faizal Amri, M. A. Suhendra, and D. E. Kusumandari, "Lie Detection Based EEG-P300 Signal Classified by ANFIS Method".
- [47] G. Placidi, L. Cinque, and M. Polsinelli, "Convolutional Neural Networks for Automatic Detection of Artifacts from Independent Components Represented in Scalp Topographies of EEG Signals," Sep. 2020, doi: 10.1016/j.combiomed.2021.104347.
- [48] Y. Monakhova and D. Rutledge, "Independent components analysis (ICA) at the 'cocktail-party' in analytical chemistry," *Talanta*, 2019, doi: 10.1016/j.talanta.2019.120451.
- [49] I. Wijayanto, "TelUnisba Neuropsychology EEG Dataset (TUNDA)," 2024, *Telkom University Dataverse*. doi: 10.34820/FK2/GW8JIV.
- [50] B. Mathews, "Adolescent Capacity to Consent to Participate in Research: A Review and Analysis Informed by Law, Human Rights, Ethics, and Developmental Science," *Laws*, vol. 12, no. 1, 2023, doi: 10.3390/laws12010002.
- [51] M. Pramesti *et al.*, "ADIKSI NARKOBA: FAKTOR, DAMPAK, DAN PENCEGAHANNYA." [Online]. Available: <http://journal.stikeskendal.ac.id/index.php/PSKM>
- [52] M. Q. Pérez, S. L. Bernal, E. H. Prat, L. M. Del Campo, L. F. Maimó, and A. H. Celdrán, "EEG channel reconstruction using convolutional neural networks in limited BCIs: A proposed method for neuromarketing applications," *Appl. Soft Comput.*, vol. 181, Sep. 2025, doi: 10.1016/j.asoc.2025.113455.
- [53] S. Kotte and J. R. K. Kumar Dabbakuti, "Methods for removal of artifacts from EEG signal: A review," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Dec. 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1706/1/012093.
- [54] S. S. Daud and R. Sudirman, "Butterworth Bandpass and Stationary Wavelet Transform Filter Comparison for Electroencephalography Signal," in *2015 6th International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation*, 2015, pp. 123–126. doi: 10.1109/ISMS.2015.29.
- [55] S. Winder, "Chapter 6 - Bandpass filters," in *Analog and Digital Filter*

- Design (Second Edition)*, Second Edi., S. Winder, Ed., in EDN Series for Design Engineers. , Woburn: Newnes, 2002, pp. 173–198. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-075067547-5/50006-3>.
- [56] X. Jiang, G.-B. Bian, and Z. Tian, “Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review,” *Sensors*, vol. 19, no. 5, 2019, doi: 10.3390/s19050987.
 - [57] A. Delorme and S. Makeig, “EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis,” 2004. [Online]. Available: <http://www.sccn.ucsd.edu/eeglab/>
 - [58] I. Wijayanto, S. Hadiyoso, A. S. Safitri, and T. D. Rahmانيar, “Application of Hybrid Metaheuristic Algorithms for Feature Selection in Event-Related Potential Classification in Problematic Gamers Using Electroencephalograph Signal,” *J. Electron. Electromed. Eng. Med. Informatics*, vol. 7, no. 2, pp. 366–379, 2025, doi: 10.35882/jeeemi.v7i2.638.
 - [59] P. A. Abhang, B. W. Gawali, and S. C. Mehrotra, “Chapter 1 - Introduction to Emotion, Electroencephalography, and Speech Processing,” in *Introduction to EEG- and Speech-Based Emotion Recognition*, P. A. Abhang, B. W. Gawali, and S. C. Mehrotra, Eds., Academic Press, 2016, pp. 1–17. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804490-2.00001-4>.
 - [60] E. Torres, E. Torres, M. Alvarez, and S. G. Yoo, “EEG-Based BCI Emotion Recognition: A Survey,” *Sensors*, vol. 20, 2020, doi: 10.3390/s20185083.
 - [61] H. Wan, B. Chen, X. Li, and J. Bu, “Effect of EEG neurofeedback therapy on addiction disorders: A systematic review and meta-analysis,” *Addiction*, vol. 121, no. 2, pp. 225–238, 2026, doi: <https://doi.org/10.1111/add.70164>.
 - [62] N. Syrov, D. Bredikhin, L. Yakovlev, A. Miroshnikov, and A. Kaplan, “Mu-desynchronization, N400 and corticospinal excitability during observation of natural and anatomically unnatural finger movements,” *Front. Hum. Neurosci.*, vol. 16, no. September, pp. 1–13, 2022, doi: 10.3389/fnhum.2022.973229.
 - [63] R. J. Houston and N. J. Schlieznz, “Event-Related Potentials as Biomarkers of Behavior Change Mechanisms in Substance Use Disorder Treatment,” *Biol. Psychiatry Cogn. Neurosci. Neuroimaging*, vol. 3, no. 1, pp. 30–40, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2017.09.006>.

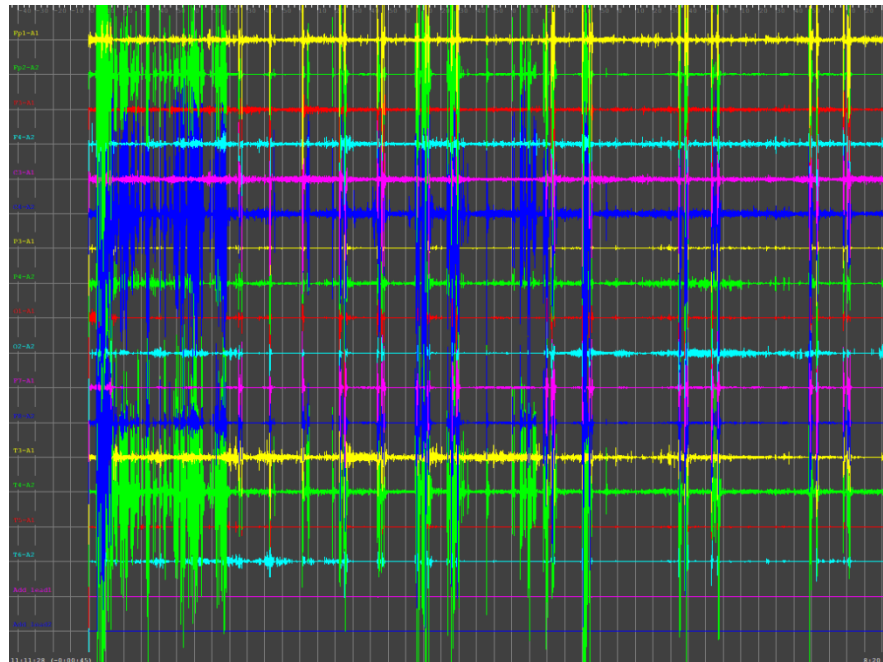
- [64] L. Iemi, M. Chaumon, S. M. Crouzet, and N. A. Busch, “Spontaneous neural oscillations bias perception by modulating baseline excitability,” *J. Neurosci.*, vol. 37, no. 4, pp. 807–819, 2017, doi: 10.1523/JNEUROSCI.1432-16.2016.
- [65] S. Siuly, M. N. A. Tawhid, Y. Li, R. Acharya, M. T. Sadiq, and H. Wang, “Investigating Brain Lobe Biomarkers to Enhance Dementia Detection Using EEG Data,” *Cognit. Comput.*, vol. 17, no. 2, 2025, doi: 10.1007/s12559-025-10447-9.
- [66] K. Yang, L. Tong, J. Shu, N. Zhuang, B. Yan, and Y. Zeng, “High Gamma Band EEG Closely Related to Emotion: Evidence From Functional Network,” *Front. Hum. Neurosci.*, vol. 14, Mar. 2020, doi: 10.3389/fnhum.2020.00089.
- [67] G. Pfurtscheller and F. H. Lopes da Silva, “Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 110, no. 11, pp. 1842–1857, 1999, doi: [https://doi.org/10.1016/S1388-2457\(99\)00141-8](https://doi.org/10.1016/S1388-2457(99)00141-8).
- [68] V. J. Lawhern, A. J. Solon, N. R. Waytowich, S. M. Gordon, C. P. Hung, and B. J. Lance, “EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain–computer interfaces,” *J. Neural Eng.*, vol. 15, no. 5, p. 56013, Jul. 2018, doi: 10.1088/1741-2552/aace8c.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Hasil Perekaman Sinyal EEG Responden Normal



Lampiran 2. Hasil Perekaman Sinyal EEG Responden Berisiko



Lampiran 3. Hasil Jawaban Proses GNAT Responden Normal

1	WORD	ANSWER	CORRECT ANSWER	RESPON TIME	VIDEO TIME	STAMP	MIN	SEC	MS	START TIME	STOP TIME	FS		
2	Dosa	SPACE	SPACE	H	0.67	04.26.49		4	26	49	265.82	266.49	100	1
3	NAPZA	PASS	PASS	N	1	04.27.49		4	27	49	266.49	267.49	100	2
4	Narkoba	SPACE	SPACE	H	0.45	04.28.01		4	28	1	267.56	268.01	100	1
5	Berguna	PASS	PASS	N	1	04.29.01		4	29	1	268.01	269.01	100	2
6	Tercela	SPACE	SPACE	H	0.74	04.29.79		4	29	79	269.05	269.79	100	1
7	Narkoba	SPACE	SPACE	H	0.58	04.30.31		4	30	31	269.73	270.31	100	1
8	Jahat	SPACE	SPACE	H	0.49	04.30.89		4	30	89	270.4	270.89	100	1
9	NAPZA	PASS	PASS	N	1	04.31.89		4	31	89	270.89	271.89	100	2
10	NAPZA	PASS	PASS	N	1	04.32.89		4	32	89	271.89	272.89	100	2
11	NAPZA	PASS	PASS	N	1.01	04.33.89		4	33	89	272.88	273.89	100	2
12	Narkoba	SPACE	SPACE	H	0.6	04.34.51		4	34	51	273.91	274.51	100	1
13	Kejam	SPACE	SPACE	H	0.5	04.34.99		4	34	99	274.49	274.99	100	1
14	Keji	SPACE	SPACE	H	0.42	04.35.44		4	35	44	275.02	275.44	100	1
15	NAPZA	PASS	PASS	N	1.01	04.36.44		4	36	44	275.43	276.44	100	2
16	NAPZA	PASS	PASS	N	1.01	04.37.44		4	37	44	276.43	277.44	100	2
17	Indah	PASS	PASS	N	1.01	04.38.44		4	38	44	277.43	278.44	100	2
18	Hina	SPACE	SPACE	H	0.53	04.38.94		4	38	94	278.41	278.94	100	1
19	Narkoba	SPACE	SPACE	H	0.8	04.39.81		4	39	81	279.01	279.81	100	1
20	Biadab	SPACE	SPACE	H	0.61	04.40.44		4	40	44	279.83	280.44	100	1
21	Narkoba	SPACE	SPACE	H	0.52	04.41.09		4	41	9	280.57	281.09	100	1

Lampiran 4. Hasil Jawaban Proses GNAT Responden Berisiko

1	WORD	ANSWER CORRECT			RESPONCE VIDEO TIME	MIN	SEC	MS	START TIME	STOP TIME	FS		
2	Narkoba	SPACE	SPACE	H	0.89	4.33.12	4	33	12	272.23	273.12	100	1
3	NAPZA	PASS	PASS	N	1	4.34.1	4	34	1	273.01	274.01	100	2
4	Nista	SPACE	SPACE	H	0.78	4.34.88	4	34	88	274.1	274.88	100	1
5	NAPZA	PASS	PASS	N	1.01	4.35.74	4	35	74	274.73	275.74	100	2
6	Buruk	SPACE	SPACE	H	0.6	4.36.46	4	36	46	275.86	276.46	100	1
7	Narkoba	PASS	SPACE	F	1	4.37.46	4	37	46	276.46	277.46	100	3
8		SPACE	PASS	F	0.02	4.38.6	4	38	6	278.04	278.06	100	3
9	NAPZA	PASS	PASS	N	1.01	4.39.6	4	39	6	278.05	279.06	100	2
10	NAPZA	PASS	PASS	N	1.01	4.40.7	4	40	7	279.06	280.07	100	2
11	Narkoba	SPACE	SPACE	H	0.73	4.40.13	4	40	13	279.4	280.13	100	1
12	Ngeri	SPACE	SPACE	H	0.74	4.40.87	4	40	87	280.13	280.87	100	1
13	Jelek	SPACE	SPACE	H	0.64	4.41.69	4	41	69	281.05	281.69	100	1
14	NAPZA	PASS	PASS	N	1	4.42.69	4	42	69	281.69	282.69	100	2
15	Narkoba	SPACE	SPACE	H	0.48	4.43.63	4	43	63	283.15	283.63	100	1
16	Biadab	PASS	SPACE	F	1.01	4.44.29	4	44	29	283.28	284.29	100	3
17	NAPZA	SPACE	PASS	F	0.08	4.45.29	4	45	29	285.21	285.29	100	3
18	Narkoba	SPACE	SPACE	H	0.78	4.46.29	4	46	29	285.51	286.29	100	1
19	Kejam	SPACE	SPACE	H	0.81	4.47.29	4	47	29	286.48	287.29	100	1
20	Puas	PASS	PASS	N	1.01	4.48.29	4	48	29	287.28	288.29	100	2
21	NAPZA	PASS	PASS	N	1.01	4.48.75	4	48	75	287.74	288.75	100	2

Lampiran 5. Proses ICA Menggunakan EEGLAB

