

Dasar - Dasar *Electroencephalography* (EEG) bagi Riset Psikologi

The Basics of Electroencephalography (EEG) for Psychological Research

Zulfikri Khakim¹, Sri Kusrohmaniah²

Fakultas Psikologi Universitas Gadjah Mada

Submitted 9 December 2019 Accepted 27 December 2019 Published 28 June 2021

Abstract. Electroencephalography (EEG) is a method used to record electrical activity of the brain on the surface of the scalp. EEG records potential electrical fluctuations arising as a result of the activity of brain cells. By virtue of research progress and increasingly sophisticated measurement tools, EEG is increasingly used in the studies of cognitive functions. This paper aims to describe a theoretical introduction to EEG tools, and its usage in the study of psychology and social science, particularly pertaining data analysis and administration of research with experimental design. The discussion begins by describing the neural basis and measurement assumptions of EEG, followed by an explanation of the EEG device components and installation standards. The second part describes signal processing by providing examples of various artifacts that damage the quality of the EEG data, as well as several commonly used methods for correcting these artifacts. We conclude with explanation of feature extraction through presentation of several examples of methods for EEG data processing, which are then associated with behavior, mental processes or brain activity.

Keywords: electroencephalography; experiment; psychology

Abstrak. *Electroencephalography* (EEG) merupakan metode untuk merekam aktivitas listrik otak pada permukaan kulit kepala. EEG merekam fluktuasi potensial listrik yang muncul sebagai akibat dari aktivitas sel-sel otak. Seiring dengan kemajuan penelitian dan semakin canggih alat ukur, EEG semakin banyak digunakan dalam penelitian mengenai fungsi kognitif. Artikel ini bertujuan untuk menjelaskan pengantar teoretis mengenai alat EEG serta proses dalam analisis data untuk konteks penelitian dan eksperimen dalam kajian ilmu psikologi maupun ilmu sosial secara umum. Bagian awal mendeskripsikan mengenai dasar neural dan asumsi pengukuran dalam EEG, yang diikuti dengan penjelasan mengenai komponen-komponen alat EEG dan standar pemasangan. Bagian kedua menjelaskan mengenai pemrosesan sinyal yang memberikan contoh berbagai artefak yang merusak kualitas data EEG, serta beberapa metode dalam melakukan koreksi artefak yang umum digunakan. Ekstraksi fitur menjelaskan beberapa contoh metode dalam mengolah data EEG untuk kemudian fitur tersebut diasosiasikan dengan perilaku, proses mental atau aktivitas otak.

Kata kunci: electroencephalography; eksperimen; psikologi

Pengantar

Electroencephalography (EEG) merupakan metode untuk merekam aktivitas listrik otak pada permukaan kulit kepala. Penggunaan EEG pada manusia pertama kali dilakukan oleh Hans Berger pada tahun 1924, yang kemudian mulai menuai perhatian pada tahun 1930 (Borck & Hentschel, 2018). EEG menjadi salah satu alat utama dalam mendiagnosis epilepsi, selain itu juga dapat digunakan untuk mendeteksi kelainan yang berkaitan dengan fungsi serebral (Binnie & Prior, 1994). Penelitian mengenai otak semakin marak setelah presiden Amerika George H. W. Bush menjuluki tahun 1990-1999 sebagai "*Decade of the Brain*", sebagai penanda dalam meningkatkan fokus pada penelitian otak (Bauer & Dunn, 2013). Seiring dengan kebutuhan atas keakuratan dalam hasil pengukuran psikologi pada ranah neurosains kognitif serta kemajuan penelitian dan semakin canggih alat ukur, EEG semakin banyak digunakan dalam penelitian mengenai fungsi kognitif dalam konteks yang lebih luas, seperti persepsi, fungsi luhur, atensi, hingga emosi.

Pengukuran respons otak terhadap stimulus melalui EEG menjadi salah satu metode yang paling umum digunakan dalam bidang neurosains kognitif yang mengasosiasikan antara aktivitas fisiologis dengan pemrosesan informasi, sensori, perseptual, hingga aktivitas kognitif (Handy, 2005). EEG memberikan peluang untuk menyelidiki fungsi keperilakuan otak secara non-invasif, serta memungkinkan untuk melakukan pengukuran terhadap aktivitas otak yang terjadi spontan sebagai respons terhadap stimulus. Penggunaan alat ukur berbasis fisiologis mampu meningkatkan akurasi dari asesmen perilaku klasik yang umumnya berupa *paper-and-pencil* (Kessels, 2019).

Tulisan ini bertujuan untuk memberikan dasar-dasar sebagai pengantar teoretis mengenai alat EEG serta proses dalam analisis data untuk konteks penelitian psikologi maupun ilmu sosial, bukan dalam konteks klinis/medis. EEG yang menjadi fokus dalam pembahasan adalah digital EEG. Sebagian besar isi dari tulisan ini dapat ditemukan di buku Kappenman & Luck (2010), Luck (2014), dan Nunez & Srinivasan (2006) yang memberikan dasar teoretis secara mendalam, serta Dickter & Kieffaber (2014) yang memberikan panduan praktis untuk analisis data EEG dalam konteks penelitian psikologi. Dasar-dasar mengenai neuron, otak, dan fungsi keperilakuan otak dapat ditemukan di buku-buku pengantar biopsikologi (Kalat, 2016; Pinel, 2014), maupun neurosains kognitif atau keperilakuan (Gazzaniga *et al.*, 2009; Senior *et al.*, 2006).

Pembahasan

Dasar-Dasar dan Asumsi Pengukuran

Dasar Neural

Otak manusia terdiri atas setidaknya 86 milyar sel/neuron (Azevedo *et al.*, 2009). Sel-sel otak tersebut memproses informasi dalam bentuk potensial listrik dan diteruskan ke sel lain melalui sambungan yang disebut sinapsis. Aktivasi otak merupakan kondisi di mana sel-sel otak tersebut memproses dan meneruskan potensial listrik (proses yang disebut

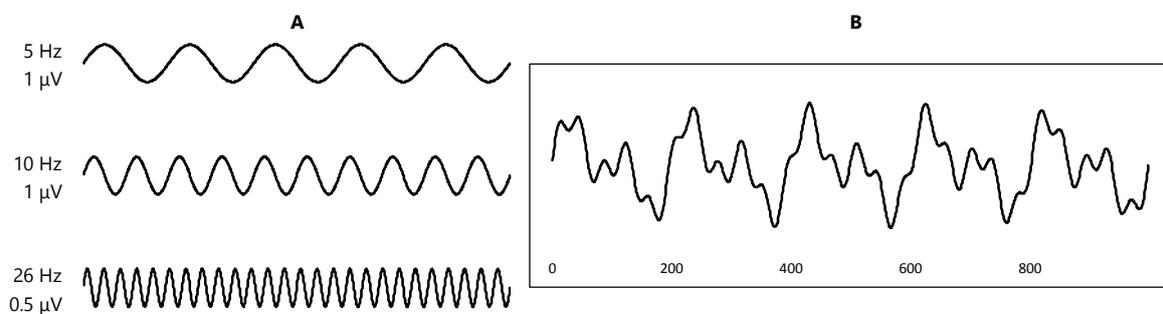
potensial aksi). Ketika satu sel teraktivasi, sel tersebut akan mengaktifkan sel-sel terdekat sehingga menimbulkan sinkronisasi antar sel, yang kemudian menimbulkan efek berantai terhadap sel-sel lain (propagasi). Fluktuasi potensial listrik akan muncul sebagai akibat dari aktivitas sel-sel otak tersebut. Fluktuasi tersebut yang kemudian diukur menggunakan sensor sehingga peneliti dapat mengobservasi aktivitas otak. *Electroencephalography* merupakan metode untuk merekam aktivitas potensial listrik otak pada permukaan kulit kepala. Sel otak pada dasarnya hanya menghasilkan potensial listrik yang sangat rendah, sehingga metode pengukuran dengan EEG hanya dapat merekam aktivitas listrik yang dihasilkan oleh kumpulan sel yang tersinkronisasi sekaligus, dan hanya terbatas pada area korteks (bagian otak besar). Sebagian besar aktivitas listrik yang dapat direkam oleh EEG bersumber dari neuron piramidal. Sel-sel tersebut cenderung memiliki orientasi yang sama. Secara teknis EEG tidak merekam potensial aksi antar sel otak, namun agregasi dari potensial listrik yang dihasilkan dari potensial post-sinaptik (Luck, 2014).

Aktivitas sel-sel otak menghasilkan osilasi, atau yang kerap di asosiasikan dengan gelombang otak, dengan frekuensi (jumlah gelombang per detik), amplitudo (kekuatan gelombang) dan fase yang berbeda-beda. Otak manusia menghasilkan 5 jenis gelombang utama yang diklasifikasikan berdasarkan frekuensinya: gelombang *alpha* (8–13 Hertz), *theta* (4–8 Hertz), *beta* (14–26 Hertz), *delta* (0.5–4.0 Hertz), *gamma* (di atas 30 Hertz) dan *mu* (8–13 Hertz). Frekuensi gelombang *alpha* dan *mu* menunjukkan rentang frekuensi yang sama, perbedaan di antara keduanya adalah lokasi dari osilasi tersebut: gelombang *mu* ditemukan pada korteks motorik, sementara gelombang *alpha* umumnya ditemukan pada korteks visual (Luck, 2014).

Gelombang yang terekam oleh EEG merupakan hasil dari percampuran beberapa osilasi yang muncul bersamaan pada frekuensi yang berbeda. Untuk dapat melihat amplitudo dari tiap gelombang (*band power*), dilakukan proses kalkulasi matematis analisis transformasi *Fourier*, konsep ini akan diperdalam pada bagian ekstraksi fitur.

Bagan 1

Ilustrasi Gelombang Campuran dari Komponen Gelombang Individual yang Berbeda Frekuensi dan Amplitudonya di Kolom A, menjadi Gelombang yang Terobservasi di Kolom B.



Kelebihan dan Kelemahan EEG

Terdapat berbagai batasan dalam pengukuran aktivitas otak yang dapat terdeteksi oleh sensor. Berbagai faktor menjadi penentu bagaimana aktivitas tersebut dapat termanifestasi sebagai potensial listrik yang dapat direkam, antara lain, bentuk sel, orientasi ‘pancaran’ potensial listrik, hingga aktivitas sel lain yang berdekatan. Morfologi permukaan otak yang terdiri atas lipatan-lipatan girus dan sulkus menjadikan tidak semua pancaran sel piramidal dapat terdeteksi di permukaan kepala. Terdapat beberapa kondisi umum agar sinyal potensial listrik tersebut dapat terekam (Luck, 2014): (1) aktivasi sel dalam jumlah banyak secara serentak, (2) tiap-tiap sel memiliki orientasi dan arah arus yang kurang-lebih sama, (3) potensial post-sinaptik pada sebagian besar sel muncul dari bagian sel yang sama. Analogi yang populer digunakan untuk menjelaskan konsep ini: ibaratkan memasang *microphone* di atas sebuah stadion sepak bola, tidak dapat menangkap suara satu orang saja, tapi bisa menangkap suara dari ratusan orang yang bernyanyi/berteriak bersamaan. Oleh sebab-sebab tersebut, merupakan sebuah tantangan bagi peneliti untuk dapat mengetahui titik aktivasi untuk area yang spesifik. Lemahnya resolusi spasial dari EEG tersebut menjadikan metode pengukuran ini tidak tepat digunakan dalam konteks studi untuk mengasosiasikan area otak spesifik terhadap perilaku. Dalam hal ini, penggunaan *brain imaging* lainnya akan memberikan kesimpulan yang lebih akurat, misalnya pengukuran yang berdasarkan *hemodynamic* (berdasarkan aliran darah, misalnya fMRI dan PET).

Tantangan yang paling banyak dihadapi dalam studi menggunakan EEG adalah bagaimana metode untuk mendapatkan data yang ‘bersih’. EEG memiliki rasio *signal-to-noise* yang sangat rendah. Hal ini disebabkan oleh kecilnya potensial listrik yang dihasilkan oleh otak tidak sebanding dengan potensial listrik lainnya yang dihasilkan oleh sumber non-otak. Misalnya kedipan mata, bagian ini akan diperdalam dalam sub bab *noise* dan artefak.

Kelebihan utama dari EEG adalah karena memiliki resolusi temporal yang sangat baik dibandingkan *brain imaging* lainnya, EEG dapat merekam data dalam rentang hingga mili detik (akan dibahas lebih lanjut di bagian *amplifier*) memungkinkan untuk meneliti proses simultan yang terjadi segera setelah kemunculan stimulus. Sementara itu resolusi temporal dari pengukuran *hemodynamic* membutuhkan waktu setidaknya beberapa ratus mili detik mengingat lambatnya respons aliran darah (Luck, 2014). Pengukuran menggunakan EEG relatif lebih murah dan fleksibel ketimbang metode *brain imaging* lainnya sehingga memungkinkan aplikasi praktis yang lebih luas dalam konteks *brain-computer interface* (BCI).

Perangkat Keras EEG

Umumnya terdapat 4 proses yang berjalan dalam pengukuran aktivitas otak dengan EEG (Dickter & Kieffaber, 2014), yaitu: (1) transduksi dari sinyal bioelektris (potensial listrik) menjadi arus listrik oleh elektroda, (2) transmisi sinyal dari sensor elektroda menuju *amplifier*, (3) amplifikasi sinyal EEG oleh *amplifier*, (4) konversi dari sinyal analog menjadi

digital. Dalam setiap proses tersebut terdapat risiko rusaknya data atau berkurangnya kualitas data.

Elektroda

Proses pertama dalam menangkap sinyal bioelektris tersebut dipengaruhi oleh kualitas dari sensor atau elektroda. Pada umumnya elektroda terbuat dari perak klorida (AgCl), aluminium, perunggu, perak, maupun emas yang ditempelkan pada permukaan kulit kepala dengan tambahan gel elektrolit untuk meningkatkan konduktivitas potensial listrik. Elektroda tersebut merupakan jenis elektroda basah.

Elektroda basah merupakan *gold standard* dalam teknik perekaman data EEG (Lopez-Gordo *et al.*, 2014). Elektroda basah memberikan kualitas data terbaik dibandingkan elektroda jenis lain, namun kelemahannya terletak pada proses pemasangannya yang lebih sulit dan memakan lebih banyak waktu. Berbeda dengan elektroda basah, elektroda kering umumnya tidak menggunakan gel elektrolit dalam aplikasi pada kulit kepala. Kualitas data yang dihasilkan dari elektroda kering umumnya tidak sebaik dengan hasil data dengan elektroda basah, meskipun demikian elektroda kering sudah cukup memadai untuk digunakan dalam konteks penelitian (Lopez-Gordo *et al.*, 2014; Mathewson *et al.*, 2017). Elektroda kering memiliki kelebihan dalam kemudahan pemasangannya. Selain itu, penggunaan elektroda kering juga mengurangi risiko munculnya "*salt bridge*" yang muncul ketika elektroda basah terlalu berdekatan dan/atau gel elektrolit tersambung antar elektroda. *Salt bridge* mengakibatkan dua elektroda secara tidak langsung tersambung sehingga merekam data dengan voltase yang sama dan seolah menjadi satu elektroda (Dickter & Kieffaber, 2014).

Selain terbagi atas basah dan kering, elektroda juga ada yang bersifat pasif dan aktif. Pada elektroda aktif, amplifikasi sinyal langsung dilakukan pada elektroda itu sendiri, sehingga mengurangi *noise*/artefak dari frekuensi listrik (artefak akan dibahas lebih lanjut). Elektroda aktif menunjukkan performa lebih baik dalam kondisi impedansi (perihal impedansi akan dibahas lebih lanjut pada bagian artefak) elektroda yang cukup tinggi ($> 2 \text{ k}\Omega$), namun dalam kondisi yang ideal elektroda pasif tetap memproduksi data yang lebih baik (Laszlo *et al.*, 2014).

Amplifier

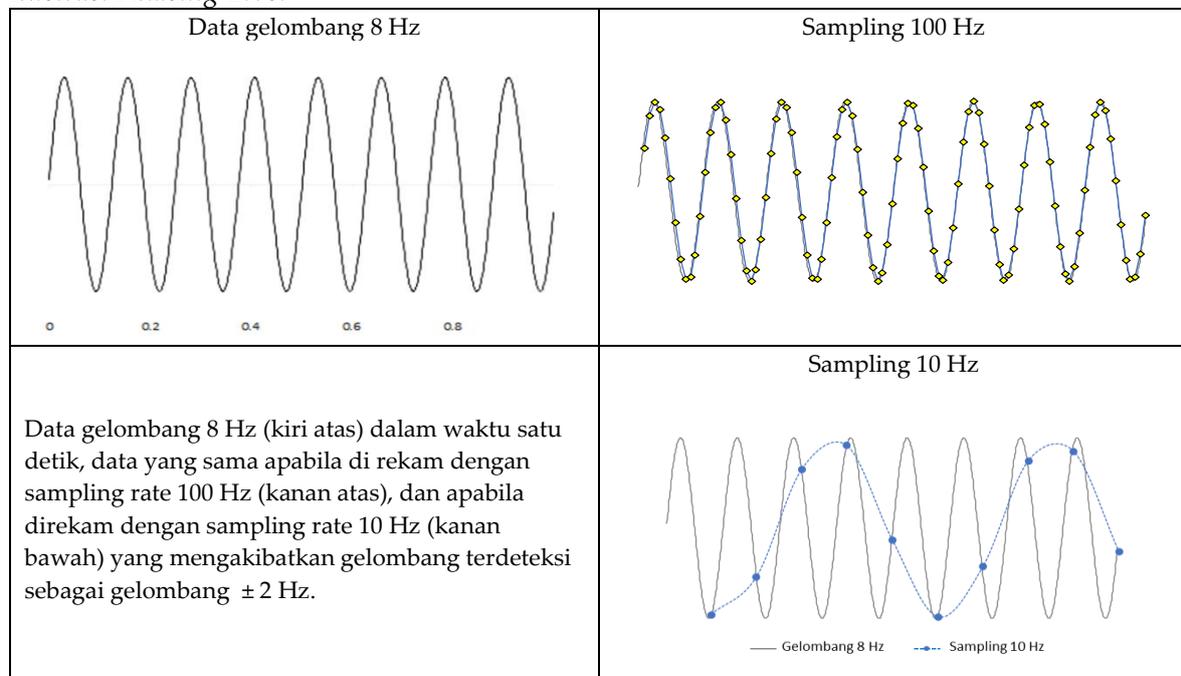
Data yang tertangkap oleh elektroda selanjutnya perlu dilakukan amplifikasi mengingat kecilnya sinyal yang terdeteksi. Proses ini dilakukan dengan perangkat *amplifier*. *Amplifier* merupakan perangkat keras terpenting dalam merekam data EEG. *Amplifier* memiliki *sampling rate*, atau jumlah data yang terekam dalam satu waktu tertentu. *Sampling rate* terepresentasi dalam frekuensi Hertz (Hz), jumlah data yang terekam dalam satu detik. *Amplifier* dengan *sampling rate* 250 Hz berarti merekam 1 sampel setiap 4 milidetik, atau 250 sampel setiap detik. Semakin tinggi *sampling rate* dari *amplifier* tersebut, semakin akurat representasi data digital EEG dengan data aslinya yang berbentuk analog/gelombang. Rendahnya *sampling rate* akan berisiko oleh *aliasing error*, yaitu eror yang

terjadi ketika frekuensi yang terdeteksi berbeda dengan aslinya (Dickter & Kieffaber, 2014).

Pemilihan *amplifier* idealnya mengikuti tujuan penelitian. Semakin tinggi resolusi temporal (*sampling rate*) *amplifier* semakin baik, namun hal tersebut juga meningkatkan *cost* penelitian dari segi rasio antara harga dengan hasil yang didapatkan. Rekomendasi umum dalam memilih *amplifier* adalah yang memiliki *sampling rate* 3-4 kali lebih tinggi dari frekuensi tertinggi yang ingin direkam untuk menghindari *aliasing error* (Dickter & Kieffaber, 2014). Perihal *aliasing error*, pembaca dapat lebih mendalami hal-hal terkait *Nyquist-Shannon sampling theorem*. Dickter & Kieffaber merekomendasikan *amplifier* dengan *sampling rate* 250 Hz untuk penelitian *Event-Related Potential* (ERP) yang umumnya tidak lebih dari 20 Hz.

Bagan 2

Ilustrasi Aliasing Error



Standar Peletakan Elektroda dan Montage

Terdapat beberapa standar dalam posisi peletakan elektroda di kulit kepala, yang paling umum digunakan yaitu dengan sistem internasional 10/20 (Sinha *et al.*, 2016). Panduan tersebut menggunakan penanda-penanda di kepala yang telah ditentukan, yaitu *nasion* (lekukan di ujung atas hidung, di antara mata), *inion* (tonjolan di bagian dasar belakang kepala/tengkorak, ujung leher belakang), dan *tragus* (di depan daun telinga, ujung tulang rahang, dapat dirasakan ketika menggerakkan rahang), kemudian elektroda dipasang pada interval 10% atau 20% dari jarak antar titik-titik tersebut. Setiap elektroda kemudian diberi label yang mengindikasikan posisinya di kepala, misal "F" untuk Frontal, "Fp" untuk Frontopolar, dst. Label angka mengindikasikan lateralisasi letak, elektroda dengan angka ganjil untuk bagian hemisfer kiri, dan angka genap untuk bagian hemisfer kanan.

Jumlah elektroda tidak sama dengan jumlah *channel*, dapat dikatakan bahwa *channel* adalah sumber data. Setiap *channel* terdiri atas tiga sumber, yaitu: elektroda yang aktif, *ground*, dan elektroda referensi (Luck, 2014). Sebagai catatan, istilah 'elektroda yang aktif' ini tidak sama dengan 'elektroda aktif' yang dijelaskan di bagian jenis elektroda, istilah ini digunakan oleh Luck (2014) untuk merujuk pada elektroda yang diukur. Potensial listrik direkam oleh EEG dalam voltase (V). Voltase merupakan perbedaan potensial listrik di antara dua sumber. Setiap elektroda yang aktif merupakan selisih potensial listrik dari elektroda aktif itu sendiri dengan *ground*. Serupa dengan stop kontak listrik yang terdiri atas dua terminal (dua lubang), ketika dua terminal itu dihubungkan, arus listrik akan mengalir dari satu terminal menuju *ground*.

Perbedaan potensial antara elektroda yang aktif dengan *ground* tersebut masih belum dapat digunakan sebagai indikator potensial listrik otak. Elektroda yang aktif tersebut dipasang di kulit kepala sehingga data yang terekam masih mengandung potensial listrik dari sumber non-otak, misalnya kulit kepala, interferensi listrik di dekat subjek, dan potensial listrik dari tubuh subjek. Untuk mendapatkan potensial listrik yang 'murni' bersumber dari otak, dilakukan pengukuran potensial listrik non-otak, yaitu antara tubuh subjek dengan *ground*, hasil selisih ini yang menjadi elektroda referensi. *Channel* dihasilkan dari selisih antara elektroda yang aktif dengan elektroda referensi. Berikut gambaran yang diilustrasikan oleh Luck (2014), apabila A merujuk pada elektroda yang aktif, G merujuk pada *ground*, dan R merujuk pada elektroda referensi, maka:

$$\text{Channel} = (A - G) - (R - G) = A - R$$

"There are no monopolar recordings in EEG; all recordings are bipolar" (Nunez & Srinivasan, 2006) sehingga tidak mungkin melakukan pengukuran EEG hanya dengan satu elektroda. Metode dalam menentukan *channel*, yaitu menentukan elektroda mana yang menjadi referensi, menjadi standar yang disebut *montage*. Terdapat beberapa jenis *montage*, ilustrasi sistem peletakan 10/20 dan contoh *montage* dapat dilihat pada Bagan 3.

Referential Montage

Referential montage artinya setiap *channel* (atau sumber data) merupakan selisih antara setiap elektroda dengan satu elektroda referensi utama. Satu elektroda digunakan sebagai referensi untuk semua elektroda yang aktif. Lokasi elektroda referensi tidak ditetapkan dalam sistem 10/20, namun terdapat rekomendasi untuk menggunakan elektroda yang berada di posisi tengah kepala (Cz dan Pz) sebagai referensi (Sinha *et al.*, 2016). Lokasi referensi lain yang umum digunakan pula yaitu di bagian telinga (*linked ear*), *mastoid*, maupun ujung hidung, meskipun terdapat argumen yang merekomendasikan untuk tidak menggunakan referensi tersebut (Nunez & Srinivasan, 2006; Sinha *et al.*, 2016).

Bipolar Montage

Setiap *channel* dalam *bipolar montage* merupakan selisih antara satu elektroda dengan satu elektroda terdekatnya. Label *channel* dalam *bipolar montage* merepresentasikan dua elektroda, misalnya *channel* Fp1-F3 dihasilkan dari selisih gelombang yang terekam di

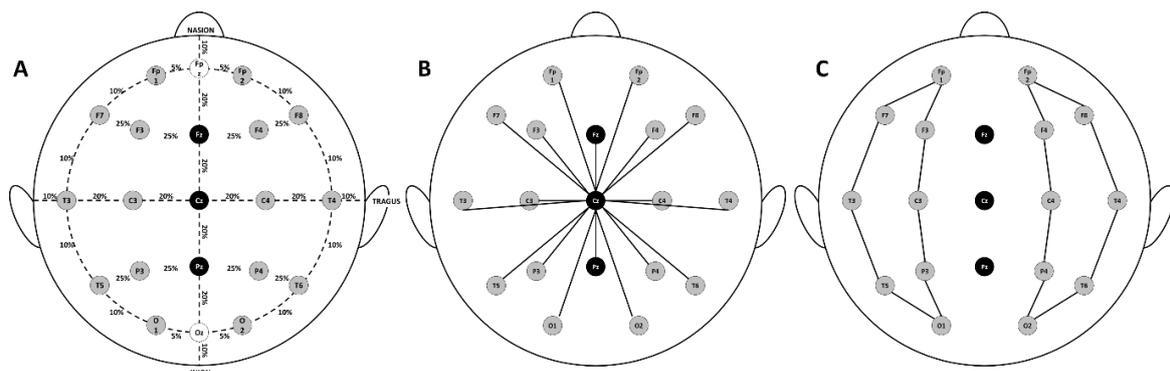
elektroda yang terletak di Fp1 dan F3. Dapat dikatakan bahwa dalam *bipolar montage*, semua elektroda merupakan elektroda referensi bagi satu elektroda terdekatnya.

Average Reference Montage

Terdapat beberapa jenis *montage* lainnya, misalnya *Average Common Reference Montage*, dan *Laplacian Montage*. *Average Common Reference Montage* menggunakan semua elektroda sebagai referensi, dengan kata lain, rerata data dari semua elektroda merupakan referensi untuk setiap elektroda. *Montage* ini direkomendasikan untuk dilakukan pada EEG yang memiliki elektroda dengan jumlah banyak, setidaknya 64 sampai 128 atau lebih (Nunez & Srinivasan, 2006). *Laplacian Montage* menggunakan rerata dari elektroda yang terdekat dengan satu elektroda. Terdapat kekurangan dan kelebihan dari setiap penggunaan *montage* (Nunez & Srinivasan, 2006). Peneliti perlu memahami karakteristik data dari sebuah *montage* yang akan digunakan dan memutuskan apakah hal tersebut sesuai dengan tujuan penelitian. Hal ini merupakan salah satu kelebihan dalam menggunakan EEG digital, karena peneliti dapat mengubah *montage* bahkan setelah data selesai terekam (proses ini disebut *re-reference*). Berbeda dengan EEG analog di mana data terekam langsung ke dalam kertas sehingga penentuan *montage* harus dilakukan sebelum/saat pengambilan data.

Bagan 3

(A) Contoh Standar Peletakan Elektroda dengan Sistem 10/20. (B) Referential Montage di mana Elektroda di Posisi Cz (Tengah Kepala) menjadi Referensi bagi Semua Elektroda. (C) Bipolar Montage setiap Channel merupakan Perbedaan di antara Dua Elektroda Berdekatan.



Signal Processing dan Feature Extraction

Pemrosesan sinyal dan ekstraksi fitur mungkin bukan istilah yang familiar dalam konteks skala/tes Psikologi. Kedua istilah tersebut merujuk pada proses menyiapkan dan membersihkan data hingga pengolahan untuk mendapatkan fitur/ciri/karakteristik tertentu yang dijadikan dasar dalam pengambilan kesimpulan. Proses ini mungkin serupa dengan istilah proses skoring dan interpretasi data dalam konteks alat tes Psikologi.

Preproses Sinyal EEG

Preproses sinyal EEG yang dilakukan umumnya yaitu identifikasi artefak pada data, koreksi data dari artefak tersebut serta memotong data sesuai dengan kondisi eksperimen.

Noise/Artefak

Noise/artefak merupakan fluktuasi potensial listrik yang terdeteksi oleh elektroda namun bukan dihasilkan oleh otak (Luck, 2014). Artefak dapat muncul dari sumber biologis maupun sumber teknis. Beberapa artefak yang bersumber dari biologis yang kerap muncul adalah *Electrooculographic (EOG)* yaitu potensial listrik yang dihasilkan dari pergerakan bola mata dan kedipan, artefak ini umumnya terekam di elektroda bagian Frontal dan Frontopolar. Peneliti dapat memasang elektroda di bagian dekat mata untuk merekam aktivitas tersebut dan digunakan sebagai re-referensi untuk elektroda bagian Frontal tersebut. Contoh dapat dilihat pada Bagan 4, perhatikan pada *channel* Fp1 terdapat fluktuasi ekstrem yang muncul oleh kedipan mata. *Electromyogram (EMG)* dihasilkan dari pergerakan otot, misalnya pergerakan tangan, kaki, pergerakan kepala, otot wajah, berbicara, maupun menelan. Peneliti perlu memperhatikan tugas maupun kondisi dalam eksperimen yang memungkinkan subjek melakukan banyak pergerakan, misalnya posisi stimulus dan aparatus respons, hingga posisi duduk, dan seterusnya. *Electrocardiogram (ECG)* yang muncul dari aktivitas jantung. Artefak ini dapat merusak kualitas data dari elektroda yang posisinya dekat dengan pembuluh darah.

Selain dari sumber biologis, berikut beberapa contoh artefak yang muncul dari sumber teknis. **Suara** (Kamel & Malik, 2015), getaran dari gelombang suara yang merambat melalui udara dapat merusak kualitas data dengan secara langsung menggetarkan elektroda. **Frekuensi listrik**, setiap peralatan yang menggunakan listrik memancarkan interferensi elektromagnetik yang dapat terdeteksi oleh EEG pada frekuensi 50 atau 60 Hertz tergantung dari sistem kelistrikan yang digunakan. Indonesia misalnya, menggunakan frekuensi 50 Hz. Sumber artefak jenis ini yang kerap tidak terhindarkan berasal dari monitor dan lampu ruangan. Perhatikan pada Bagan 4, artefak pada *channel* Fp1 menunjukkan frekuensi 50 Hz yang lebih tinggi daripada *channel* O1, karena *channel* Fp1 berada di sisi depan wajah sehingga terpapar langsung oleh layar monitor. Artefak ini bisa dimitigasi dengan memberikan pelindung (*shielding*) pada sumber artefak tersebut, maupun dengan mengaplikasikan *filter* pada tahap preproses data. **Error kuantifikasi** (Dickter & Kieffaber, 2014), artefak ini dihasilkan dari keterbatasan kecepatan perangkat keras yang digunakan saat merekam EEG, misalnya resolusi dari modul *Analog-to-Digital Converter (ADC)* yang terdapat pada *amplifier*. Semakin tinggi resolusi dari ADC tersebut semakin baik karena dapat lebih akurat dalam mengonversi data gelombang dan menyimpan dalam bentuk data digital. Perhatikan kembali bagian *aliasing error* pada Bagan 2. **Impedansi elektroda** (Kappenman & Luck, 2010) yang bersumber dari kualitas dari elektroda, gel elektrolit, dan kualitas kontak dengan kulit kepala. Semakin tinggi impedansi elektroda semakin kecil amplitudo gelombang EEG yang terekam. Umumnya impedansi dari elektroda dijaga pada batas di

atas 100 Ω (Sinha *et al.*, 2016) dan di bawah 5 k Ω (Dickter & Kieffaber, 2014), meskipun impedansi hingga 10 k Ω masih dianggap layak untuk peralatan EEG modern (Sinha *et al.*, 2016). Kelembapan dan suhu ruangan dapat memengaruhi kualitas kontak elektroda dengan kulit, misalnya suhu yang relatif tinggi menyebabkan ekskresi keringat pada kulit dan meningkatkan impedansi pada elektroda tersebut. Selain itu, kulit kepala yang berdebu/kotor juga berpengaruh terhadap kualitas kontak tersebut.

Meminimalkan kemunculan artefak seyogyanya dilakukan sebelum proses pengambilan data, "*There is no substitute for clean data*" (Luck, 2014). Oleh sebab tersebut peneliti hendaknya memahami sumber-sumber eksternal maupun internal subjek yang berpotensi menjadi artefak dan mengambil langkah untuk menanggulangi potensi-potensi tersebut. Artefak dapat muncul secara acak, maupun secara sistematis, dalam kondisi tertentu dapat muncul sebagai akibat dari perlakuan dalam eksperimen. Stimulus di layar yang muncul secara mendadak terang sehingga mengakibatkan subjek terkejut dan berkedip, misalnya, dapat terekam sebagai fluktuasi seolah terdapat perubahan gelombang otak yang diakibatkan oleh kondisi perlakuan.

Basic Filtering dan Koreksi Artefak

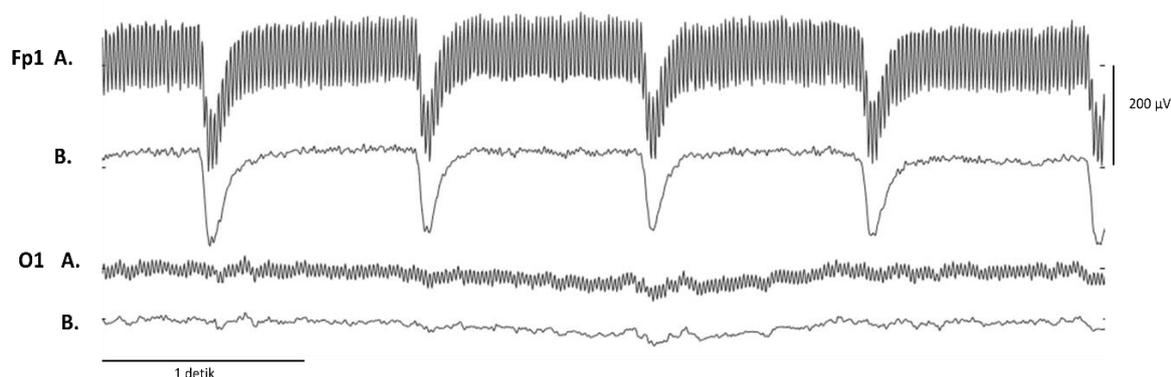
Terdapat beragam cara untuk mengoreksi artefak. Cara yang paling dasar digunakan adalah filter gelombang. Pada dasarnya filter merupakan distorsi sistematis terhadap data. Terdapat 4 jenis metode filter yang paling dasar: a) ***Low pass filter***, melakukan filter data dengan menentukan frekuensi tertinggi, misalnya *low pass filter* pada 50 Hz, maka gelombang di atas 50 Hz akan dieliminasi. Luck (2014) merekomendasikan untuk menghindari *anti-aliasing* dengan melakukan eliminasi frekuensi yang lebih tinggi dari setengah sampling rate. EEG dengan *sampling rate* 250 Hz, maka eliminasi frekuensi di atas 125 Hz. Metode ini juga dapat digunakan untuk mengurangi artefak tertentu, misalnya eliminasi frekuensi di atas 100 Hz dapat mengurangi EMG, tanpa banyak mengubah data (Luck, 2014); b) ***High pass filter***, melakukan filter data dengan menentukan frekuensi terendah. Misalnya *high pass filter* pada 1 Hz, maka semua gelombang pada frekuensi di bawah 1 Hz akan dieliminasi. Umumnya dilakukan pada *cut-off* 0.1-0.5 Hz untuk mengurangi artefak dari elektroda dan kulit; c) ***Band pass filter***, menentukan rentang frekuensi yang menjadi fokus. Esensinya melakukan *low pass* dan *high pass* sekaligus. Misalnya frekuensi yang umumnya menjadi fokus dalam penelitian ERP berada pada 0.1-30 Hz (Luck, 2014). Gelombang di bawah 0.1 Hz dan di atas 30 Hz tereliminasi; d) ***Notch filter***, menentukan rentang frekuensi yang akan dieliminasi, misalnya untuk mengurangi artefak berupa frekuensi listrik pada 50 Hz, maka dilakukan *notch filter* pada 49-51 Hz, sehingga gelombang pada 50 Hz dieliminasi, Bagan 4 memberikan contoh data sebelum dan setelah dilakukan filter.

Filter-filter tersebut sebaiknya dilakukan pada data asli EEG (*continuous data*), sebelum melakukan pemotongan data maupun penghitungan rerata karena filter akan menghasilkan artefak pada bagian awal dan akhir data (Luck, 2014). Tidak ada prosedur pasti yang bisa diterapkan pada semua konteks penelitian, penerapan filter tersebut perlu melihat pada kondisi data dan tujuan penelitian, namun terdapat panduan-panduan

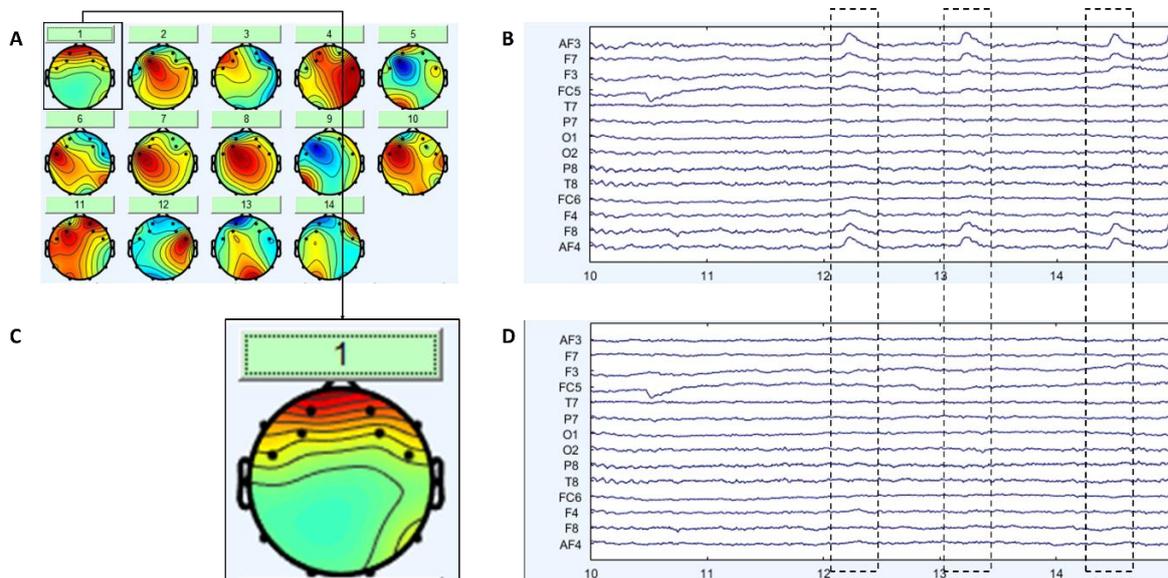
umum yang bisa mengurangi artefak dengan meminimalkan rusaknya data. Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, filter merupakan distorsi sistematis terhadap data, sehingga semakin 'agresif' filter yang digunakan maka data akan semakin terdistorsi. Peneliti dapat merujuk pada jurnal acuan untuk mendapatkan tolok ukur ataupun contoh filter yang digunakan sesuai dengan tujuan analisis data.

Bagan 4

(A) Data EEG yang Masih Terkontaminasi oleh Frekuensi 50 Hz pada Channel Fp1 dan O1. (B) Setelah dilakukan Notch Filter pada 49-51 Hz untuk Mengurangi Gelombang 50 Hz. (Sumber data dari penulis)



Jung *et al.* (2000) mengajukan salah satu cara untuk melakukan koreksi artefak yang umumnya muncul secara sistematis, misalnya kedipan mata, pergerakan bola mata, hingga aktivitas otot di bagian temporal. Metode ini menggunakan algoritma dekomposisi linear *Independent Component Analysis* (ICA). Algoritma ICA berdasarkan asumsi bahwa setiap gelombang yang terekam merupakan gabungan dari komponen-komponen independen. Sebagai analogi: rekaman suara di sebuah pasar yang ramai, gelombang suara dari rekaman tersebut terdiri dari suara-suara independen, dalam konteks ini yaitu suara orang, suara kendaraan, suara mesin, dan seterusnya. ICA digunakan untuk melakukan separasi komponen tersebut menggunakan informasi berupa letak sumber informasi (secara spasial berupa lokasi elektroda) dan waktu (temporal). Sebagai contoh, kedipan mata dapat terdeteksi di bagian AF (sekitar tiga jari di atas alis), artefak tersebut juga terpropagasi dan terdeteksi pula di bagian F (sekitar garis rambut depan) walaupun dengan amplitudo yang lebih kecil. Menggunakan informasi tersebut dapat diketahui bahwa terdapat satu komponen gelombang yang bersumber dari AF, dan memengaruhi sumber lain yaitu F. Metode separasi ini kemudian yang dimaksud dengan *blind source separation* atau BSS (Jung *et al.*, 2000). Mengeliminasi komponen tersebut dapat mengurangi artefak yang diasumsikan berasal dari kedipan mata. Ilustrasi proses eliminasi artefak dengan BSS dapat dilihat pada Bagan 5.

Bagan 5*Ilustrasi BSS dengan ICA*

Catatan. (A) Dekomposisi gelombang otak pada bagan B menjadi beberapa komponen. Dapat terlihat pada bagan (B) distorsi yang terdeteksi di AF3 dan AF4, memengaruhi gelombang pada F7 dan F8. (C) komponen yang terdeteksi muncul dari sumber frontal kepala dan ter-propagasi ke belakang, merupakan ciri-ciri dari artefak kedipan mata. (D) hasil gelombang setelah eliminasi komponen yang diasumsikan sebagai artefak (C). (Sumber data dari penulis).

Metode ICA dan BSS ini akan lebih akurat dengan semakin banyaknya jumlah elektroda. Kelemahan dari metode ini adalah terdapat pengaruh dari subjektivitas dan kompetensi dari peneliti dalam melakukan inspeksi visual dan menentukan apakah komponen tertentu merupakan artefak atau gelombang otak (Kang *et al.*, 2018). Selain menggunakan ICA, metode lain yang digunakan misalnya metode regresi, *wavelet Transform*, *Empirical-mode Decomposition (EMD)*, maupun metode *hybrid* atau campuran (Jiang *et al.*, 2019). Metode yang dijelaskan pada Bagan 5 merupakan campuran ICA dengan BSS. Selain itu, penggunaan *machine learning* juga digunakan, misalnya dengan algoritma *artificial neural network (ANN)*; Kang *et al.*, 2018).

Beberapa teknik tersebut merupakan proses pembersihan data yang dilakukan setelah pengambilan data sehingga teknik tersebut tidak menjamin kualitas data yang baik. Teknik eliminasi artefak yang paling baik adalah dengan meminimalkan munculnya artefak tersebut sedari awal sebelum proses pengambilan data.

Event Marker dan Epoch

Event Marker merupakan data penanda yang ditambahkan ke data sinyal EEG, beberapa menggunakan istilah *trigger*. Penanda tersebut bertujuan sebagai patokan untuk dalam melakukan berbagai analisis. Pemberian *marker* secara otomatis idealnya diterapkan dalam protokol eksperimen, khususnya untuk eksperimen yang menggunakan *multiple-trial*. Akurasi dari *marker* sangat penting dalam analisis *time-domain*, misalnya *Event-related*

potential (ERP, akan dibahas pada bagian ekstraksi fitur), mengingat cepatnya aktivitas dari fitur ERP yang muncul setidaknya kurang dari 100 mili detik setelah kemunculan stimulus. Sinkronisasi dari kemunculan stimulus dan perekaman *marker* tersebut krusial dalam tepatnya data yang digunakan dalam analisis. Teknik implementasi *marker* ke dalam protokol eksperimen akan tergantung pada perangkat lunak yang digunakan untuk merekam data mentah EEG, kemampuan *amplifier* untuk menerima sinyal eksternal, hingga platform yang digunakan untuk membangun protokol eksperimen. Peneliti dapat merujuk pada panduan manual pada EEG. Pada umumnya *consumer grade* EEG (seperti Emotiv, Mindwave, Muse) lebih sulit untuk mengatur *marker* atau *trigger* eksternal karena sistemnya yang tertutup.

Dengan adanya penanda yang akurat, peneliti dapat memotong data atau mengekstraksi *epoch* secara akurat sesuai kondisi eksperimen. *Epoch* merupakan potongan-potongan data atau *time windows* dari *continuous* data. Sebagian besar analisis akan didasarkan pada *epoch* tersebut, kecuali untuk beberapa kondisi, misalnya pengukuran *resting state*, atau *baseline*.

Feature Extraction: Metode dan Contoh Penelitian

Ekstraksi fitur adalah proses transformasi data mentah menjadi data dengan variabel yang telah direduksi (Meyer-Baese & Schmid, 2014), istilah ini umumnya muncul dalam kajian analisis sinyal, *machine learning*, *pattern recognition*, hingga *image processing*. Pengolahan data EEG termasuk dalam analisis sinyal. Inti dari ekstraksi fitur adalah menemukan pola atau fitur tertentu dari sebuah data untuk dapat dilakukan analisis lanjutan, dalam konteks EEG untuk penelitian psikologi, fitur tersebut diasosiasikan dengan perilaku, proses mental atau aktivitas otak. Terdapat beragam cara untuk melakukan ekstraksi fitur. Bagian ini akan menjelaskan dua metode yang paling umum yaitu *time-domain* dan *frequency-domain* serta memberikan gambaran umum untuk metode lain.

Time-Domain Analysis: Event-Related Potential/Evoked Response Potential

Salah satu metode ekstraksi fitur yang paling umum digunakan yaitu secara *time-domain analysis*. Metode ini melihat karakteristik dasar sinyal EEG dengan kalkulasi berdasarkan waktu (Hjorth, 1970). *Event-related Potential* atau *Evoked Response Potential* termasuk dalam metode ekstraksi fitur pada domain waktu. Peneliti menyelidiki karakteristik gelombang otak yang diasosiasikan dengan kemunculan stimulus tertentu. Sesuai dengan namanya, ERP merupakan potensial listrik yang muncul berkaitan dengan *event* spesifik, serta merefleksikan aliran informasi dan aktivitas pada otak (Luck, 2014). *Event* spesifik tersebut dapat berbentuk kemunculan stimulus maupun eksekusi respons manual terhadap stimulus. Ruang lingkup dari penelitian menggunakan ERP cukup luas, misalnya pada atensi visual (Di Russo, 2003), *mismatch negativity* (MMN) (Garrido *et al.*, 2009), aplikasi dalam *brain-computer interface* (Farwell & Donchin, 1988), *working memory* (Vogel *et al.*, 2005), memori episodik (Duzel *et al.*, 1997), hingga emosi (Weinberg & Hajcak, 2010).

Contohnya pada penelitian oleh Stavropoulos dan Carver (2016) yang menyelidiki perbedaan karakteristik pemrosesan otak terhadap suara buatan manusia dan buatan non-manusia. Subjek diperdengarkan 8 jenis suara yang terdiri dari 4 suara buatan manusia dan 4 buatan non-manusia. Setiap subjek menjalani 400 kali *trial*, yang terdiri dari 8 jenis suara tersebut. Pemrosesan data EEG dilakukan dengan melakukan ekstraksi *epoch* pada waktu -200 hingga 800 mili detik relatif terhadap kemunculan setiap stimulus, di mana waktu 0 adalah saat stimulus diberikan. Data pada -100 hingga 0 mili detik digunakan sebagai *baseline* untuk proses *baseline removal*. Fokus channel yang digunakan adalah pada Fz, Cz, dan Pz, di mana ketiganya terletak di garis tengah kepala. Pada penelitian tersebut, peneliti menyelidiki salah satu fitur ERP yaitu P300, yang artinya amplitudo positif pada waktu sekitar 300 mili detik setelah kemunculan stimulus. Uji statistika dilakukan pada rerata amplitudo pada waktu 200-500 mili detik.

Bagan 6

Contoh Hasil Ekstraksi Fitur dengan ERP pada Penelitian Stavropoulos dan Carver (2016).

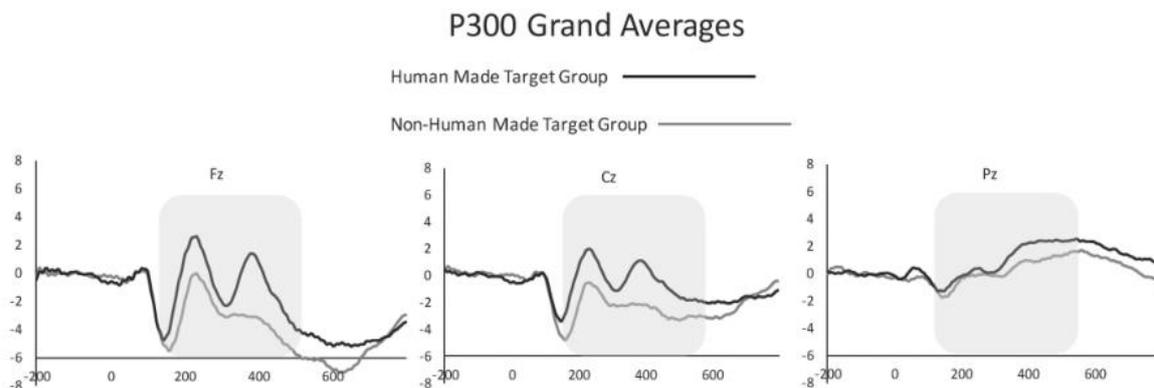


Fig 4. Grand averaged P300 waveforms from midline electrodes for both groups. Human made target group is shown in black, and non-human made target group in grey.

doi:10.1371/journal.pone.0165745.g004

ERP terdiri atas fluktuasi amplitudo yang dapat disebut sebagai puncak (*peak*), gelombang (*wave*), atau komponen. Komponen tersebut diberi label berdasarkan posisinya atau berdasarkan waktu kemunculannya. Label berdasarkan posisinya misalnya P1, N1, P2, N2, dan seterusnya, yang mengindikasikan gelombang positif yang muncul pertama, gelombang negatif pertama, dan seterusnya. Adapun sebagian jurnal juga menggunakan label berdasarkan waktunya, misalnya P300 pada penelitian Stavropoulos & Carver (2016) tersebut. Pemberian label tersebut didasarkan pada pola visual dan hanya digunakan sebagai indikasi, meskipun terdapat ketidak-konsisten-an dalam penamaan label (misalnya N400 yang terkadang muncul sebelum P300, atau P300 dapat muncul di sekitar 400 mili detik), umumnya label digunakan secara kontekstual (Luck, 2014).

Secara garis besar, komponen ERP terdiri atas 2 kategori, *exogenous* dan *endogenous* (Dickter & Kieffaber, 2014; Luck, 2014). Komponen *exogenous* merupakan respons sensori/perseptual yang muncul segera setelah kemunculan stimulus, sekitar 1-200 mili detik. Salah satu penelitian yang menyelidiki komponen *exogenous* adalah pada

pemrosesan stimulus visual di mana komponen N170 diasosiasikan dengan sensitivitas terhadap wajah manusia (Bötzel *et al.*, 1995; Eimer, 2011). Komponen *endogenous* mencerminkan aktivitas fungsi kognitif luhur, misalnya evaluasi stimulus dan pengambilan keputusan, muncul pada sekitar 200-1000 mili detik setelah kemunculan stimulus.

Salah satu paradigma eksperimen yang kerap digunakan untuk melihat komponen P3/P300 yaitu *oddball paradigm*. Komponen P3/P300 merupakan salah satu komponen yang paling banyak diteliti. Amplitudo P3/P300 umumnya terobservasi lebih besar pada respons atas stimulus yang baru, tidak biasa, atau tidak sesuai ekspektasi (Dickter & Kieffaber, 2014). Dalam *oddball paradigm*, stimulus dibagi menjadi dua jenis, yaitu stimulus target dan non-target. Stimulus non-target muncul 80% dari jumlah total *trial*, sementara stimulus target muncul 20%, terdapat juga versi menggunakan rasio 90% berbanding 10%. Sedikit berbeda dengan *oddball paradigm*, *single-stimulus paradigm* tidak memberikan stimulus non-target, namun kesamaannya terletak pada probabilitas stimulus target muncul (Polich & Margala, 1997). Pada dasarnya *single-stimulus paradigm* merupakan *oddball paradigm* dimana stimulus non-target adalah tidak adanya stimulus. Stavropoulos & Carver (2016) dalam penelitiannya menggunakan *oddball paradigm*, di mana satu kelompok mendapatkan suara manusia sebagai stimulus target (20% kemunculan), sementara kelompok lain mendapatkan sebaliknya (suara non-manusia 20% kemunculan).

Gelombang ERP merupakan agregasi dari *trial* yang diulang berkali-kali (misalnya pada penelitian Stavropoulos & Carver yang memberikan 400 *trial*). Akurasi dari pemotongan data menjadi sangat krusial dalam penelitian ERP. Pergeseran waktu pemotongan dari *trial-ke-trial* dapat menghilangkan komponen yang seharusnya dapat terobservasi. Jumlah *trial* yang diperlukan untuk berhasil mendapatkan komponen ERP bervariasi tergantung dari komponen yang hendak diselidiki, Luck (2014) merekomendasikan 50-100 *trial* untuk menyelidiki komponen yang besar seperti gelombang P3, sementara untuk komponen yang lebih kecil seperti P1 membutuhkan 100-500 *trial*. Jumlah tersebut juga perlu mempertimbangkan jumlah subjek, variasi karakteristik subjek, hingga seberapa besar efek perlakuan (Luck, 2014).

Pengujian kuantitatif pada ERP dapat dilakukan pada *peak* dan *latency* dari komponen yang dikehendaki (Kappenman & Luck, 2010). *Peak* atau puncak adalah angka tertinggi (atau terendah untuk komponen negatif) pada komponen tersebut dalam jendela waktu spesifik, misalnya untuk P3 dilakukan deteksi puncak poin angka tertinggi pada waktu sekitar 200-500 mili detik. Tingginya poin tersebut menjadi parameter seberapa tinggi amplitudo komponen tersebut, sementara waktu kemunculannya menjadi *latency* dari komponen.

Frequency-Domain Analysis: Alpha Asymmetry

Analisis ini didasarkan pada frekuensi gelombang otak yang muncul pada keadaan tertentu, jenis analisis ini yang pertama kali dilakukan oleh Hans Berger yang kemudian menemukan bahwa gelombang 10 Hz terasosiasikan dengan kondisi mental (Dickter &

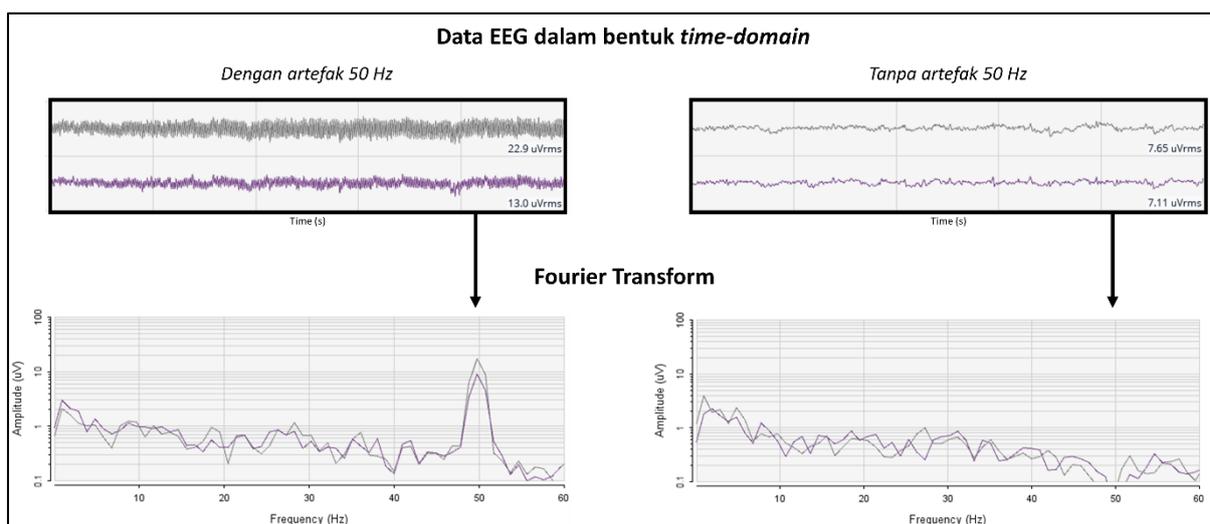
Kieffaber, 2014). Analisis domain frekuensi ini juga bisa disebut sebagai *Event-related oscillations* (EROs).

Aktivitas osilasi gelombang otak terbagi menjadi 3 jenis (Dickter & Kieffaber, 2014), *spontaneous oscillations*, *induced oscillations*, dan *evoked oscillations*. *Spontaneous oscillations* merupakan osilasi yang muncul secara independen dari stimulus, sebagai contoh pada tahapan tidur yang terbagi atas beberapa tingkatan yang dicirikan dari frekuensi gelombang otak. *Induced* dan *evoked oscillations* keduanya muncul karena adanya stimulus, perbedaannya adalah *evoked oscillations* konsisten secara waktu kemunculannya terhadap stimulus (misalnya pada proses yang terkait dengan sensori perseptual), sehingga dapat direrata secara waktu (seperti pada prosedur ERP). *Induced oscillations* muncul karena stimulus, namun tidak terpatok pada waktu kemunculan stimulus tersebut (misalnya proses kognitif luhur). Perbedaan kemunculan osilasi relatif terhadap kemunculan stimulus tersebut menjadikan osilasi ini tidak dapat direrata antar trial.

Data EEG pada dasarnya berbentuk *time-domain*, apabila direpresentasikan dalam grafik garis, maka sumbu x adalah waktu, sumbu y adalah amplitudo. Analisis untuk mendapatkan informasi mengenai frekuensi dan amplitudo dari sebuah data gelombang adalah *Fourier Transform*. Analisis *Fourier* mengonversi dari data *time-domain* menjadi *frequency-domain*. Apabila direpresentasikan dalam grafik maka sumbu x adalah frekuensi, dan y adalah *power* atau amplitudo (*power* merupakan hasil kuadrat dari amplitudo, dan sebaliknya amplitudo merupakan akar dari *power*) dari frekuensi tersebut, contoh dapat dilihat pada Bagan 7.

Bagan 7

Data EEG dan Transformasi Fourier



Catatan. Transformasi *Fourier* mendekomposisi gelombang menjadi frekuensi. Sebagai ilustrasi, dapat diperhatikan perbedaan pada kolom kiri dan kanan, ketika data mengandung artefak 50 Hz dan setelah dilakukan filter.

Analisis *Fourier* dinamakan atas matematikawan Jean-Baptiste Joseph Fourier (1768–1830) dikatakan sebagai salah satu teknik komputasi dan analisis yang paling berpengaruh dalam berbagai kajian matematika, fisika, dan teknik, misalnya pada pemrosesan sinyal dan gelombang, hingga statistik khususnya dalam analisis data *time series*. Dasar asumsi dari transformasi *Fourier* adalah semua data yang *time-dependent* atau periodik (termasuk data gelombang), seberapa pun kompleksnya, dapat direkonstruksi ulang dengan menjumlahkan beberapa gelombang sinus dan kosinus dengan berbagai frekuensi, amplitudo, dan fase (Luck, 2014). Perhatikan kembali pada **Error! Reference source not found.** kolom B yang terlihat sebagai gelombang kompleks, esensinya terdiri atas beberapa gelombang sinus yang berbeda frekuensi dan amplitudonya di kolom A. Transformasi ini dapat dilakukan sebaliknya, informasi berupa frekuensi dan amplitudo dapat direkonstruksi gelombang yang berbentuk periodik, proses ini disebut *Inverse Fourier*. Penerapan filter yang telah dibahas pada bagian sebelumnya merupakan bentuk dari implementasi proses ini: data *time-domain* ditransformasi menjadi data *frequency-domain*, kemudian ditentukan frekuensi tertentu yang ingin dieliminasi (misal 50 Hz), lalu dilakukan *inverse Fourier* untuk merekonstruksi ulang gelombang tanpa frekuensi yang telah tereliminasi.

Sebagai catatan penting, analisis ini tidak memberikan informasi sempurna untuk merekonstruksi sebuah gelombang yang pada dasarnya terdiri dari berbagai sumber dan komponen. Sebagai contoh, transformasi *Fourier* data EEG menunjukkan adanya gelombang pada frekuensi 18 Hz, hal tersebut tidak berarti bahwa otak menghasilkan osilasi gelombang 18 Hz. Terobservasinya amplitudo pada 18 Hz tersebut artinya untuk dapat merekonstruksi gelombang yang sama maka dibutuhkan gelombang 18 Hz, tidak berarti gelombang tersebut berasal dari otak (Luck, 2014). Selain itu, analisis *Fourier* mendekomposisi gelombang dengan gelombang sinus yang memiliki durasi tidak terbatas ($-\infty$ hingga ∞), sedangkan data sinyal (termasuk EEG) merupakan data yang durasinya terbatas dan bervariasi dari waktu ke waktu, apabila hasil transformasi *Fourier* tersebut langsung direkonstruksi sebagai sinyal maka akan menghasilkan bentuk sinyal yang sama namun berulang-ulang hingga tak terbatas. Dalam hal ini, bentuk analisis *Fourier* yang digunakan adalah *Discrete Fourier Transforms* (DFT) dengan salah satu teknik kalkulasi *Fast Fourier Transform* (FFT) yang esensinya melakukan analisis *Fourier* dengan rentang waktu yang diskrit atau terbatas dengan jumlah komputasi yang lebih sedikit (Strang, 1994).

Salah satu contoh penelitian menggunakan jenis analisis ini yaitu pada penelitian oleh Kubo *et al.* (2012). Kubo *et al.* menyelidiki pengaruh permintaan maaf terhadap emosi negatif pada subjek. Subjek diminta untuk membuat tulisan opini mengenai masalah sosial (contohnya kenaikan biaya kuliah) dan menerima tulisan tanggapan dari eksperimenter yang berisi komentar negatif terhadap tulisan tersebut. Setengah dari subjek menerima kalimat permintaan maaf di akhir setelah komentar tersebut, sementara sebagian subjek tidak. Peneliti merekam data *baseline* selama 2 menit sebelum tugas dimulai. Perekaman data EEG selama 2 menit kembali dilakukan saat subjek membaca tulisan respons atas opininya. Ekstraksi fitur dilakukan dengan menghitung *Frontal Alpha*

Asymmetry (FAA). *Power*/amplitudo gelombang alfa (8–13 Hz) dihitung pada *channel* F7 dan F8, yang kemudian dilakukan transformasi natural log (ln atau log). Asimetris gelombang alfa dihitung dari $\ln(F8) - \ln(F7)$.

Tingginya *power* gelombang alfa di satu sisi menunjukkan semakin rendahnya aktivitas otak pada sisi tersebut. Karena penghitungan FAA dilakukan dengan sisi kanan dikurangi sisi kiri, maka semakin tinggi indeks FAA merefleksikan semakin tinggi *alpha power* di hemisfer kanan, yang berarti hemisfer kiri lebih aktif daripada kanan. Indeks FAA berkaitan dengan model emosi *approach/withdrawal* Davidson (Coan & Allen, 2004; Davidson, 1998a). FAA didasarkan pada temuan bahwa aktivitas hemisfer frontal kiri diasosiasikan dengan sistem *approach motivation* dari emosi untuk *engage* terhadap stimulus. Sementara itu aktivitas pada hemisfer frontal sisi kanan merefleksikan sistem *withdrawal motivation* untuk tidak *engage* terhadap stimulus (Coan & Allen, 2004; Davidson, 1998b, 2004; Quaedflieg *et al.*, 2016). Terdapat perbedaan pendapat dan temuan yang berkontradiksi mengenai asosiasi aktivitas prefrontal korteks dengan emosi (lihat Spielberg *et al.*, 2008).

Bagan 8

Hasil Penelitian Kubo *Et Al.* (2012)

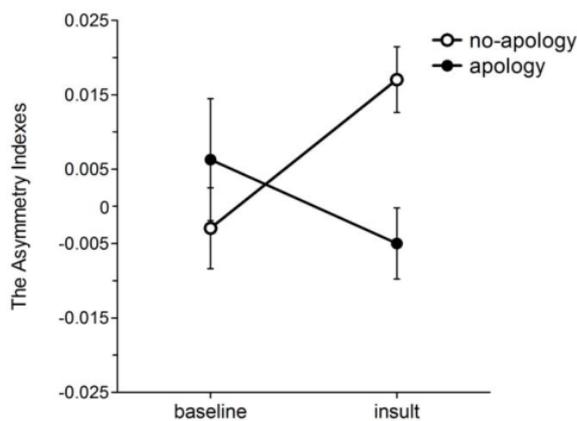


Figure 1. The asymmetry indexes for each group were displayed in the baseline and the insult periods. The open circles illustrate the no-apology group ($N=24$). The closed circles illustrate the apology group ($N=24$). Each vertical line illustrates the standard error for each condition.
doi:10.1371/journal.pone.0033006.g001

Catatan. Perlakuan permintaan maaf mengurangi motivasi untuk *approach* atau *engage* terhadap emosi marah (Kubo *et al.*, 2012).

Analisis Lainnya

Metode analisis yang mengombinasikan analisis *time-domain* dengan *frequency-domain* disebut dengan *time-frequency analysis*. Contoh dari analisis tersebut adalah *event-related spectral perturbation* (ERSP), mengombinasikan analisis ERP dengan analisis frekuensi (Makeig & Onton, 2011). Contoh penelitian dengan menggunakan metode ini dapat dilihat pada Naro *et al.* (2019) yang meneliti dasar neural dari *peripersonal space*, dan Cohen dan Ridderinkhof (2013) yang meneliti pemrosesan pada *spatial conflict*. Selain

melakukan *time-frequency analysis*, Cohen dan Ridderinkhof juga melakukan analisis *beamforming*, yaitu mendeteksi sumber dari gelombang, disebut juga dengan *source analysis*. Analisis *beamforming* umumnya dilakukan pada data *magnetoencephalography* (MEG), atau kombinasi data antara MEG dengan EEG.

Analisis *Functional Connectivity* melihat korelasi temporal antara bagian-bagian otak yang berbeda (Stephan & Friston, 2009), analisis ini serupa dengan proses pada ICA yang telah disebutkan pada bagian sebelumnya. Analisis ini digunakan dalam menyelidiki integrasi fungsional antar bagian-bagian otak berdasarkan korelasi aktivasinya relatif terhadap waktu, contoh penelitian oleh Fraga González *et al.* (2018) yang meneliti pada dewasa dengan disleksia. Selain metode-metode tersebut, penggunaan beragam algoritma dalam *machine learning/deep learning* juga digunakan (contoh *review* Craik, He, & Contreras-Vidal, 2019).

Perkembangan Penggunaan EEG dalam Konteks Psikologi

Saat ini mulai banyak alat EEG untuk konsumen dengan harga yang relatif lebih murah, walaupun dengan kemampuan terbatas (Ratti *et al.*, 2017). Terdapat juga alternatif alat yang *open source* baik alat maupun perangkat lunaknya (misalnya OpenBCI). Semakin berkembangnya alat dan perangkat lunak untuk analisis EEG dapat mendorong penggunaan pengukuran aktivitas fisiologis sebagai parameter dalam menjelaskan maupun memprediksi perilaku.

Penggunaan EEG dalam ilmu sosial masih relatif baru. Penggunaan EEG dapat membantu dalam memberikan penjelasan tambahan atas konstruk-konstruk psikologis dalam bidang sosial hingga klinis, misalnya: *self* (Tacikowski & Nowicka, 2010), pandangan politik (Amodio *et al.*, 2007), *decision making* dalam perilaku konsumen (Zoëga Ramsøy *et al.*, 2019), adiksi (Park *et al.*, 2017), dan depresi (Kaiser *et al.*, 2018).

Seiring dengan semakin canggihnya teknik dan perangkat komputasi memungkinkan untuk melakukan analisis dengan algoritma *machine learning* atau *deep learning* untuk melakukan pengenalan pola dan klasifikasi gelombang otak yang dapat diimplementasikan dalam *brain-computer interface* (BCI) baik pada populasi individu dengan disabilitas maupun populasi normal (Lotte *et al.*, 2007). Penelitian oleh Grau *et al.* (2014) misalnya, mengembangkan teknik untuk melakukan komunikasi berdasar otak-ke-otak. Penggunaan EEG untuk mengembangkan alat bantu prostetik dan robotika juga semakin mungkin dilakukan (Bandara *et al.*, 2018). Dalam konteks klinis, algoritma *deep learning* dapat membantu dalam melakukan asesmen untuk memprediksi kerusakan otak karena *traumatic brain injury* (Boshra *et al.*, 2019).

Penutup

Tulisan ini memberikan pengantar mengenai alat ukur dan metode penggunaan EEG. Proses pengukuran EEG dimulai dari proses merekam potensial listrik dari kulit kepala menggunakan elektroda. Pre-proses data dilakukan sebelum dilakukan analisis, dimulai dengan identifikasi artefak dan koreksi artefak tersebut. Beberapa metode dalam

melakukan ekstraksi fitur digunakan untuk mendapatkan pola atau karakteristik dari data yang kemudian diasosiasikan dengan perilaku, proses mental, atau aktivitas otak.

Penggunaan EEG dalam penelitian ilmu sosial khususnya di Indonesia masih relatif baru. Alat EEG dapat membuka peluang bagi peneliti di Indonesia untuk memberikan penjelasan objektif tambahan berupa mekanisme dan fenomena fisiologis dari perilaku sosial-kultural yang selama ini telah banyak dikaji melalui penilaian subjektif dari individu. Diharapkan dengan tulisan dapat memberikan gambaran umum dan sebagai pengantar untuk peneliti merancang penelitian berbasis pengukuran fisiologis.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Noor Akhmad Setiawan, S.T., M.T., Ph.D. (Fakultas Teknik UGM) yang telah menyediakan alat EEG kepada tim penulis, serta Prof. Djoko Budiyo Setyohadi (Fakultas Informatika UAJY) yang telah memberikan bimbingan.

Pendanaan

Penulis tidak mendapatkan pendanaan untuk penulisan artikel ini.

Kontribusi Penulis

ZK merancang konsep dan menulis artikel. SK supervisi, revidi, dan revisi *draft* akhir.

Pernyataan Konflik Kepentingan

Penulis menyatakan bahwa tidak ada konflik kepentingan dalam penulisan artikel ini.

Orcid ID

Zulfikri Khakim <https://orcid.org/0000-0003-0676-7993>

Sri Kusrohmaniah <https://orcid.org/0000-0002-1767-7718>

Daftar Pustaka

- Amodio, D. M., Jost, J. T., Master, S. L., & Yee, C. M. (2007). Neurocognitive correlates of liberalism and conservatism. *Nature Neuroscience*, 10(10), 1246–1247. <https://doi.org/10.1038/nn1979>
- Azevedo, F. A. C., Carvalho, L. R. B., Grinberg, L. T., Farfel, J. M., Ferretti, R. E. L., Leite, R. E. P., ... Herculano-Houzel, S. (2009). Equal numbers of neuronal and nonneuronal cells make the human brain an isometrically scaled-up primate brain. *The Journal of Comparative Neurology*, 513(5), 532–541. <https://doi.org/10.1002/cne.21974>
- Bandara, D. S. V., Arata, J., & Kiguchi, K. (2018). Towards control of a transhumeral prosthesis with EEG signals. *Bioengineering*, 5(2), 26. <https://doi.org/10.3390/bioengineering5020026>

- Bauer, R. M., & Dunn, C. B. (2013). Research methods in neuropsychology. Dalam I. B. Weiner, J. A. Schinka, & W. F. Velicer, *Handbook of psychology: Research methods in psychology* (Volume II, Edisi kedua), (hal. 274–315). John Wiley & Sons Inc.
- Binnie, C. D., & Prior, P. F. (1994). Electroencephalography. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 57(11), 1308–1319. <https://doi.org/10.1136/jnnp.57.11.1308>
- Borck, C., & Hentschel, A. (2018). *Brainwaves: A cultural history of electroencephalography*. Routledge/Taylor & Francis Group.
- Boshra, R., Ruiter, K. I., DeMatteo, C., Reilly, J. P., & Connolly, J. F. (2019). Neurophysiological correlates of concussion: Deep learning for clinical assessment. *Scientific Reports*, 9(1), 17341. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-53751-9>
- Bötzel, K., Schulze, S., & Stodieck, Stefan R. G. (1995). Scalp topography and analysis of intracranial sources of face-evoked potentials. *Experimental Brain Research*, 104(1), 135-143. <https://doi.org/10.1007/BF00229863>
- Coan, J. A., & Allen, J. J. B. (2004). Frontal EEG asymmetry as a moderator and mediator of emotion. *Biological Psychology*, 67(1–2), 7–50. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2004.03.002>
- Cohen, M. X., & Ridderinkhof, K. R. (2013). EEG source reconstruction reveals frontal-parietal dynamics of spatial conflict processing. *PLoS One*, 8(2), e57293. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0057293>
- Craik, A., He, Y., & Contreras-Vidal, J. L. (2019). Deep learning for electroencephalogram (EEG) classification tasks: A review. *Journal of Neural Engineering*, 16(3), 031001. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/ab0ab5>
- Davidson, R. J. (1998a). Affective style and affective disorders: perspectives from affective neuroscience. *Cognition & Emotion*, 12(3), 307–330. <https://doi.org/10.1080/026999398379628>
- Davidson, R. J. (1998b). Anterior electrophysiological asymmetries, emotion, and depression: Conceptual and methodological conundrums. *Psychophysiology*, 35(5), 607–614. <https://doi.org/10.1017/S0048577298000134>
- Davidson, R. J. (2004). What does the prefrontal cortex “do” in affect: Perspectives on frontal EEG asymmetry research. *Biological Psychology*, 67(1–2), 219–234. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2004.03.008>
- Di Russo, F. (2003). Source analysis of event-related cortical activity during visuo-spatial attention. *Cerebral Cortex*, 13(5), 486–499. <https://doi.org/10.1093/cercor/13.5.486>
- Dickter, C., & Kieffaber, P. (2014). *EEG Methods for the Psychological Sciences*. SAGE Publications Ltd. <https://doi.org/10.4135/9781446270356>
- Duzel, E., Yonelinas, A. P., Mangun, G. R., Heinze, H.-J., & Tulving, E. (1997). Event-related brain potential correlates of two states of conscious awareness in memory. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 94(11), 5973–5978. <https://doi.org/10.1073/pnas.94.11.5973>

- Eimer, M. (2011). The face-sensitivity of the N170 component. *Frontiers in Human Neuroscience*, 5, 119. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2011.00119>
- Farwell, L. A., & Donchin, E. (1988). Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 70(6), 510–523. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(88\)90149-6](https://doi.org/10.1016/0013-4694(88)90149-6)
- Fraga González, G., Smit, D. J. A., van der Molen, M. J. W., Tijms, J., Stam, C. J., de Geus, E. J. C., & van der Molen, M. W. (2018). EEG resting state functional connectivity in adult dyslexics using phase lag index and graph analysis. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12, 341. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2018.00341>
- Garrido, M. I., Kilner, J. M., Stephan, K. E., & Friston, K. J. (2009). The mismatch negativity: A review of underlying mechanisms. *Clinical Neurophysiology*, 120(3), 453–463. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2008.11.029>
- Gazzaniga, M. S., Ivry, R. B., & Mangun, G. R. (2009). *Cognitive neuroscience: The biology of the mind* (Edisi ketiga). W.W. Norton.
- Grau, C., Ginhoux, R., Riera, A., Nguyen, T. L., Chauvat, H., Berg, M., ... Ruffini, G. (2014). Conscious brain-to-brain communication in humans using non-invasive technologies. *PLoS One*, 9(8), e105225. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0105225>
- Handy, T. C. (Ed.). (2005). *Event-related potentials: A methods handbook*. MIT Press.
- Hjorth, B. (1970). EEG analysis based on time domain properties. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 29(3), 306–310. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(70\)90143-4](https://doi.org/10.1016/0013-4694(70)90143-4)
- Jiang, X., Bian, G.-B., & Tian, Z. (2019). Removal of artifacts from EEG signals: A review. *Sensors*, 19(5), 987. <https://doi.org/10.3390/s19050987>
- Jung, T.-P., Makeig, S., Humphries, C., Lee, T.-W., Mckeown, M. J., Iragui, V., & Sejnowski, T. J. (2000). Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation. *Psychophysiology*, 37(2), 163–178. <https://doi.org/10.1111/1469-8986.3720163>
- Kaiser, A. K., Gnjezda, M.-T., Knasmüller, S., & Aichhorn, W. (2018). Electroencephalogram alpha asymmetry in patients with depressive disorders: Current perspectives. *Neuropsychiatric Disease and Treatment*, 14, 1493–1504. <https://doi.org/10.2147/NDT.S137776>
- Kalat, J. W. (2016). *Biological psychology* (Edisi ketiga belas). Cengage Learning.
- Kamel, N., & Malik, A. S. (Eds.) (2015). *EEG/ERP analysis: Methods and applications* (Edisi pertama). CRC Press.
- Kang, G., Jin, S.-H., Keun Kim, D., & Kang, S. W. (2018). T59. EEG artifacts removal using machine learning algorithms and independent component analysis. *Clinical Neurophysiology*, 129(Supp. 1), e24. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2018.04.060>
- Kappenman, E. S., & Luck, S. J. (2010). The effects of electrode impedance on data quality and statistical significance in ERP recordings. *Psychophysiology*, 47(5), 888–904. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.2010.01009.x>

- Kessels, R. P. C. (2019). Improving precision in neuropsychological assessment: Bridging the gap between classic paper-and-pencil tests and paradigms from cognitive neuroscience. *The Clinical Neuropsychologist*, 33(2), 357–368. <https://doi.org/10.1080/13854046.2018.1518489>
- Kubo, K., Okanoya, K., & Kawai, N. (2012). Apology isn't good enough: An apology suppresses an approach motivation but not the physiological and psychological anger. *PLoS One*, 7(3), e33006. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0033006>
- Laszlo, S., Ruiz-Blondet, M., Khalifian, N., Chu, F., & Jin, Z. (2014). A direct comparison of active and passive amplification electrodes in the same amplifier system. *Journal of Neuroscience Methods*, 235, 298–307. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2014.05.012>
- Lopez-Gordo, M., Sanchez-Morillo, D., & Valle, F. (2014). Dry EEG electrodes. *Sensors*, 14(7), 12847–12870. <https://doi.org/10.3390/s140712847>
- Lotte, F., Congedo, M., Lécuyer, A., Lamarche, F., & Arnaldi, B. (2007). A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 4(2), R1–R13. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/4/2/R01>
- Luck, S. J. (2014). *An introduction to the event-related potential technique* (Edisi kedua). The MIT Press.
- Makeig, S., & Onton, J. (2011). *ERP Features and EEG Dynamics*. Dalam E. S. Kappenman & S. J. Luck, *The Oxford Handbook of Event-Related Potential Components*. Oxford Handbooks Online. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780195374148.013.0035>
- Mathewson, K. E., Harrison, T. J. L., & Kizuk, S. A. D. (2017). High and dry? Comparing active dry EEG electrodes to active and passive wet electrodes: Active dry vs. active & passive wet EEG electrodes. *Psychophysiology*, 54(1), 74–82. <https://doi.org/10.1111/psyp.12536>
- Meyer-Baese, A., & Schmid, V. (2014). Feature selection and extraction. Dalam A. Meyer-Baese & V. Schmid (Eds.), *Pattern Recognition and Signal Analysis in Medical Imaging* (hal. 21–69). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409545-8.00002-9>
- Naro, A., Calabrò, R. S., La Rosa, G., Andronaco, V. A., Billeri, L., Lauria, P., ... Bramanti, P. (2019). Toward understanding the neurophysiological basis of peripersonal space: An EEG study on healthy individuals. *PLoS One*, 14(6), e0218675. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0218675>
- Nunez, P. L., & Srinivasan, R. (2006). *Electric fields of the brain: The neurophysics of EEG* (Edisi kedua). Oxford University Press.
- Park, S. M., Lee, J. Y., Kim, Y. J., Lee, J.-Y., Jung, H. Y., Sohn, B. K., ... Choi, J.-S. (2017). Neural connectivity in Internet gaming disorder and alcohol use disorder: A resting-state EEG coherence study. *Scientific Reports*, 7(1), 1333. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-01419-7>
- Pinel, J. P. J. (2014). *Biopsychology* (Edisi kesembilan). Pearson.

- Polich, J., & Margala, C. (1997). P300 and probability: Comparison of oddball and single-stimulus paradigms. *International Journal of Psychophysiology*, 25(2), 169–176. [https://doi.org/10.1016/S0167-8760\(96\)00742-8](https://doi.org/10.1016/S0167-8760(96)00742-8)
- Quaedflieg, C. W. E. M., Smulders, F. T. Y., Meyer, T., Peeters, F., Merckelbach, H., & Smeets, T. (2016). The validity of individual frontal alpha asymmetry EEG neurofeedback. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, 11(1), 33–43. <https://doi.org/10.1093/scan/nsv090>
- Ratti, E., Waninger, S., Berka, C., Ruffini, G., & Verma, A. (2017). Comparison of medical and consumer wireless EEG systems for use in clinical trials. *Frontiers in Human Neuroscience*, 11, 398. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2017.00398>
- Senior, C., Russell, T., & Gazzaniga, M. S. (Eds.). (2006). *Methods in mind*. MIT Press.
- Sinha, S. R., Sullivan, L. R., Sabau, D., Orta, D. S. J., Dombrowski, K. E., Halford, J. J., ... Stecker, M. M. (2016). American clinical neurophysiology society guideline 1: Minimum technical requirements for performing clinical electroencephalography. *The Neurodiagnostic Journal*, 56(4), 235–244. <https://doi.org/10.1080/21646821.2016.1245527>
- Spielberg, J. M., Stewart, J. L., Levin, R. L., Miller, G. A., & Heller, W. (2008). Prefrontal cortex, emotion, and approach/withdrawal motivation. *Social and Personality Psychology Compass*, 2(1), 135–153. <https://doi.org/10.1111/j.1751-9004.2007.00064.x>
- Stavropoulos, K. K.-M., & Carver, L. J. (2016). Neural correlates of attention to human-made sounds: An ERP study. *PLoS One*, 11(10), e0165745. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0165745>
- Stephan, K. E., & Friston, K. J. (2009). Functional connectivity. Dalam L. R. Squire (Ed.), *Encyclopedia of Neuroscience* (hal. 391–397). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-008045046-9.00308-9>
- Strang, G. (1994). Wavelets. *American Scientist*, 82(3), 250–255.
- Tacikowski, P., & Nowicka, A. (2010). Allocation of attention to self-name and self-face: An ERP study. *Biological Psychology*, 84(2), 318–324. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2010.03.009>
- Vogel, E. K., McCollough, A. W., & Machizawa, M. G. (2005). Neural measures reveal individual differences in controlling access to working memory. *Nature*, 438(7067), 500–503. <https://doi.org/10.1038/nature04171>
- Weinberg, A., & Hajcak, G. (2010). Beyond good and evil: The time-course of neural activity elicited by specific picture content. *Emotion*, 10(6), 767–782. <https://doi.org/10.1037/a0020242>
- Zoëga Ramsøy, T., Michael, N., & Michael, I. (2019). A consumer neuroscience study of conscious and subconscious destination preference. *Scientific Reports*, 9(1), 15102. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-51567-1>