

Penerapan Algoritma *Gradient Boosting* pada Sinyal EEG sebagai Pengendali Kursi Roda

GERARLDO INDRA DARMAWAN, ERWANI MERRY SARTIKA*, ERIC CHANDRA, NOVIE THERESIA BR. PASARIBU, HERI ANDRIANTO

Universitas Kristen Maranatha, Indonesia

Email: gerarldoindra08@gmail.com, erwani.ms@eng.maranatha.edu*

Received 29 November 2023 | *Revised* 22 Januari 2024 | *Accepted* 13 Maret 2024

ABSTRAK

Berdasarkan data Badan Penduduk Statistik (BPS) tahun 2019, jumlah penduduk lanjut usia yaitu 23,4 juta dan 26,2% diantaranya mengalami keluhan kesehatan. Beberapa keluhan kesehatan yang dialami berkaitan dengan mobilitas. Kursi roda merupakan salah satu alat bantu yang kerap digunakan oleh penyandang disabilitas atau seseorang yang memiliki keterbatasan mobilitas. Brain-Computer Interface digunakan sebagai sistem kendali kursi roda menggunakan Raspberry Pi berdasarkan masukan berupa sinyal EEG. Sinyal EEG tersebut digunakan untuk memprediksi perintah otak dan rangsangan gerakan bola mata dengan menerapkan algoritma gradient boosting. Hasil prediksi machine learning merupakan set point untuk menjalankan motor DC sehingga kursi roda dapat bergerak berdasarkan hasil prediksi. Sistem BCI pada kursi roda telah dilakukan uji coba, integrasi BCI pada kursi roda berhasil diterapkan dengan persentase keberhasilan sebesar 60%.

Kata kunci: *BCI, Machine Learning, Wheelchair Control.*

ABSTRACT

According to the Badan Penduduk Statistik 2019, the number of elderly population is 23.4 million, and 26.2% of them experience health complaints. Some of these complaints are related to mobility. Wheelchairs are one of the commonly used aids for people with disabilities or mobility limitations. The Brain-Computer Interface (BCI) is employed as a control system for a wheelchair, utilizing a Raspberry Pi, which operates based on input signals derived from EEG (Electroencephalogram) signals. These EEG signals are used to predict brain commands and stimulate eye movement through the application of gradient boosting algorithms. The machine learning prediction results are the set points to run the DC motor so that the wheelchair can move based on the prediction results. The BCI system for wheelchairs has been tested, and the integration of BCI into wheelchairs has been successfully applied with a 60% success rate.

Keywords: *BCI, Machine Learning, Wheelchair Control.*

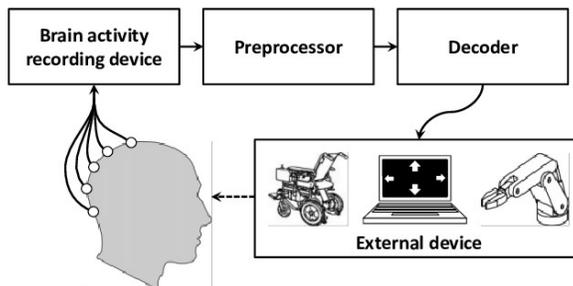
1. PENDAHULUAN

Data BPS pada tahun 2019 menunjukkan bahwa sebesar 26,20% penduduk lansia mengalami keluhan Kesehatan **(Cicik and Nugroho, 2021)**. Keluhan kesehatan yang menjadikan keterbatasan (disabilitas) pada manusia terjadi akibat bertambahnya usia atau kondisi-kondisi tertentu baik itu penyakit, kecelakaan, trauma, dan sebagainya. Solusi untuk mengatasi keterbatasan tersebut yaitu alat bantu, salah satu yang paling banyak digunakan agar dapat menunjang aktivitas penggunaanya secara maksimal adalah kursi roda **(Batan, 2006)**. Kursi roda merupakan salah satu alat bantu yang kerap digunakan oleh lansia penyandang disabilitas atau seseorang yang memiliki keterbatasan mobilitas.

Kursi roda yang digunakan banyak orang saat ini adalah kursi roda konvensional, kursi roda ini digerakkan menggunakan tangan ataupun membutuhkan bantuan orang lain untuk menggerakannya. Sebagai solusinya diperlukan teknologi agar kursi roda dapat berjalan tanpa tenaga dan bantuan orang lain. Sebelumnya, terdapat penelitian mengenai kontrol kursi roda pintar berdasarkan input gerakan tangan **(Varghese, dkk, 2021)**. Akan tetapi penelitian ini masih dirasa kurang efektif karena menggunakan banyak komponen sebagai perintah kontrol gerak untuk kursi roda, faktor lain adalah kemungkinan kesulitan lansia untuk menggerakkan tangannya. Karena hal tersebut, digunakan teknologi *Brain-Computer Interface* (BCI) sebagai sistem kursi roda yang baru dan diharapkan lebih mudah dioperasikan oleh manusia.

Brain-computer wheelchair merupakan aplikasi dari BCI yang diterapkan untuk kursi roda **(Liu, dkk, 2022)**. *Brain-Computer Interface* adalah teknologi yang memungkinkan pasien dengan disfungsi motorik untuk menggunakan sinyal *Electroencephalogram* (EEG) untuk mengontrol perangkat **(Rodríguez, dkk, 2018)**. Sedangkan EEG merupakan salah satu dari 5 konsep dasar BCI yang terdiri dari 5 proses yaitu *signal acquisition, signal amplification, feature extraction, signal clasification* dan *wheelchair control*. *Electroencephalography* (EEG) termasuk kedalam *signal acquisition* yang berfungsi untuk membaca aktivitas listrik pada otak **(Fatmawati, dkk, 2016)**.

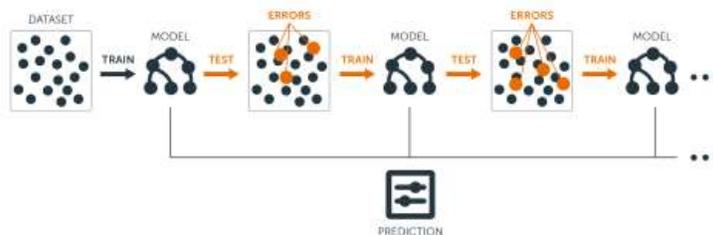
Aktivitas listrik pada otak tersebut diolah untuk mengontrol kursi roda. Kontrol kursi roda menggunakan sistem navigasi seperti maju, mundur, kanan, dan kiri agar pengguna dapat memiliki kontrol yang baik dan menentukan jalur apa pun yang diinginkan. Sistem navigasi ini memungkinkan fleksibilitas yang diinginkan untuk menghindari rintangan atau menyesuaikan lintasan pada lingkungan sekitar **(Ji, dkk, 2013)**. Semua navigasi akan dibayangkan dalam otak dengan gerakan bantuan lain seperti berkedip dan sebagainya agar dapat dibaca menggunakan *neuro-headset* untuk membaca aktivitas listrik pada permukaan otak. Data yang didapatkan akan diproses menjadi masukan pada Raspberry Pi untuk dilakukan klasifikasi berdasarkan model *machine learning*. Hasil prediksi tersebut digunakan untuk menggerakkan motor DC sehingga dapat menjalankan kursi roda. Cara kerja dari BCI yaitu menerjemahkan aktivitas otak manusia menjadi tindakan eksternal dengan melakukan tahap pra-pemrosesan dan mengirimkan perintah ke perangkat eksternal seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 **(Belkacem, dkk, 2020)(Rashi, dkk, 2020)**.



Gambar 1. Brain-Computer Interface untuk Kontrol Perangkat

Brain-Computer Interface (BCI) dapat memungkinkan seseorang yang menderita kelumpuhan untuk mengendalikan kursi roda bermotor melalui pikiran dan bantuan gerakan lain untuk menggambarkan sinyal otak. BCI seringkali berkaitan dengan EEG, *Electroencephalography* (EEG) adalah teknik yang digunakan untuk mengukur aktivitas elektrik otak. EEG (*electroencephalography*) dapat digunakan untuk mengontrol kursi roda dengan cara mendeteksi dan menginterpretasikan aktivitas otak. Dengan menempelkan elektroda ke kepala, maka dapat dideteksi muatan listrik kecil yang dihasilkan oleh neuron otak saat saling berkomunikasi satu sama lain (**Sharp, dkk, 2011**).

Electroencephalography (EEG) dapat digunakan untuk mengontrol kursi roda dengan memikirkan arah pergerakan dan bantuan rangsangan gerakan bola mata ke arah kiri untuk memutar kursi ke kiri, dan memikirkan gerakan bola mata ke arah kanan untuk memutar kursi ke kanan (**Kanungo, dkk, 2014**)(**Ardi, dkk, 2021**). Masing-masing pergerakan kursi roda dilakukan pembelajaran mesin untuk menghasilkan prediksi berdasarkan data-data tersebut. Algoritma pembelajaran mesin *Gradient Boosting Machine* dipilih karena memiliki kemampuan untuk menangani data yang banyak. *Gradient Boosting Machine* (GBM) yang menggunakan teknik *ensembling* dari banyak *Decision Tree*, dengan menambahkan *tree* baru untuk mengkompensasi kesalahan dari *tree* sebelumnya. GBM menggunakan teknik *ensembling* dari banyak *Decision Tree* untuk membuat prediksi (**Ke, dkk, 2017**). Pada setiap iterasi atau proses pengulangan, GBM menambahkan *Decision Tree* baru ke model yang ada, dengan tujuan untuk mengurangi kesalahan dari model sebelumnya seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Teknik Gradient Boosting Machine

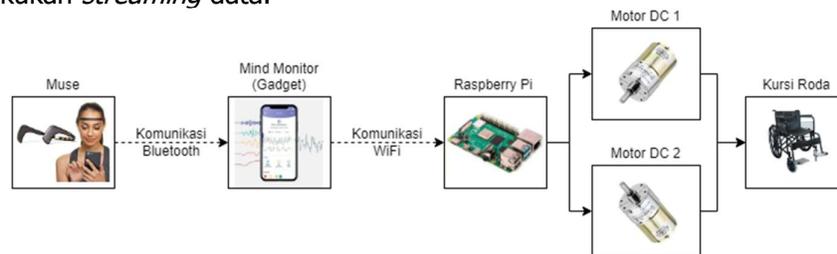
Algoritma *Gradient Boosting Machine* dapat menangani masalah *overfitting* dengan melakukan *tuning hyperparameter* pada model yang dibuat. Hasil prediksi *machine learning* digunakan sebagai *set point* dalam sistem kontrol BCI pada kursi roda. Kontroler yang digunakan berupa Raspberry Pi yang mendukung Bahasa pemrograman Python. Python digunakan untuk sistem BCI pada kursi roda karena *library* python-osc yang memungkinkan untuk melakukan komunikasi antara perangkat pembacaan EEG, dan kontroler yang digunakan yaitu Raspberry Pi. Raspberry Pi akan melakukan kontrol terhadap motor penggerak berdasarkan hasil prediksi dari *machine learning*. Pada penelitian ini menggunakan BCI Muse berbentuk headset sehingga

mudah dan cukup murah untuk mengendalikan kursi roda. Penelitian ini juga bermaksud digunakan untuk orang yang hanya tidak dapat bergerak sama sekali.

2. METODE

2.1 Sistem BCI pada Kursi Roda

Sistem BCI pada kursi roda bermula dari pembacaan data berupa nilai EEG menggunakan Muse dan Mind Monitor dilanjutkan dengan Raspberry Pi sebagai kontroler dan motor DC digunakan untuk menggerakkan kursi roda seperti ditunjukkan pada Gambar 3. Pembacaan sinyal EEG dilakukan dengan koneksi Muse dengan sebuah perangkat yaitu aplikasi Mind Monitor pada *gadget*. Perangkat *gadget* terhubung dengan Bluetooth agar dapat menampilkan grafik sinyal EEG pada aplikasi Mind Monitor. Mind Monitor digunakan agar nilai dari grafik sinyal EEG dapat dilakukan *streaming* sebagai masukan untuk algoritma *machine learning* yang sudah dibuat. Selain itu, Mind Monitor juga digunakan sebagai antarmuka untuk mengetahui *sensors detection*, perekaman *start/stop* menggunakan *marker*, serta pengaturan alamat IP untuk melakukan *streaming* data.



Gambar 3. Diagram Blok Sistem BCI pada Kursi Roda

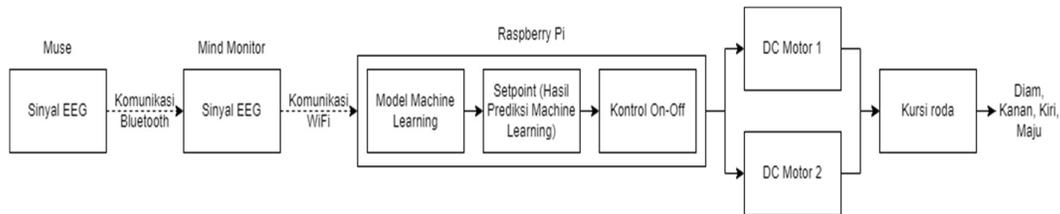
Muse yang sudah terhubung dengan Mind Monitor akan mengirimkan data berupa nilai dari grafik sinyal EEG yang ditampilkan. Nilai yang dikirim berupa nilai *absolute*, yaitu berdasarkan logaritma *Power Spectral Density* (PSD) dari data EEG untuk setiap kanal. Setiap kanal memiliki spektrum frekuensi dan kegunaannya masing-masing. Data tersebut ditangkap oleh Raspberry Pi menggunakan program dengan bantuan *library* python-osc untuk membaca nilai *absolute* dari satu kanal. Data akan diterima apabila alamat IP Raspberry Pi sudah disesuaikan dengan alamat IP pada halaman pengaturan Mind Monitor.

Data yang dikirim dari Mind Monitor yaitu berupa file *.csv*. File tersebut akan dilakukan *cleaning* parameter yang tidak digunakan untuk dilakukan prediksi model *machine learning*. File yang sudah melalui proses *cleaning* parameter, selanjutnya dilakukan proses *merging* data dari beberapa file yang diperoleh dari *streaming* data menjadi sebuah file yang sesuai dengan model *machine learning*. Raspberry Pi akan melakukan prediksi data *streaming* dengan model *machine learning* yang sudah dibuat dalam bentuk file *.sav*. Hasil prediksi dari model *machine learning* yang dilakukan Raspberry Pi akan menjalankan perintah untuk menghidupkan *motor driver* dan menggerakkan motor DC. *Motor driver* dilakukan konfigurasi agar kedua motor DC dapat bergerak bersamaan sehingga menghasilkan pergerakan kursi roda yang sesuai dengan navigasi/arrah yang ditentukan.

2.2 Sistem Kontrol BCI pada Kursi Roda

Sistem kontrol yang digunakan BCI pada kursi roda adalah sistem kontrol *open loop* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Sistem kontrol *open loop* adalah sistem kontrol yang tidak memiliki *feedback*, sistem ini tidak menggunakan sinyal keluaran untuk menjadi *input* lanjutan. Sistem kontrol *open loop* tidak tergantung *output* dari proses. BCI pada kursi roda memiliki

masukan berupa sinyal EEG untuk dilakukan prediksi dari data uji berdasarkan model *machine learning* yang telah dibuat.



Gambar 4. Sistem Kontrol BCI pada Kursi Roda

Hasil prediksi dari model *machine learning* pada Raspberry Pi digunakan sebagai *set point*. *Set point* tersebut berfungsi untuk mengontrol *on-off* motor. Motor DC akan menerima perintah dari Raspberry Pi berdasarkan *set point* atau hasil prediksi dari *machine learning*. *Set point* berupa '0' untuk navigasi 'Diam', '1' untuk 'Kanan', '2' untuk 'Kiri', dan '3' untuk 'Maju'. *Set point* tersebut digunakan untuk menentukan kondisi dua buah motor DC untuk masing-masing navigasi seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Kondisi 2 Motor DC Berdasarkan Navigasi

Set point	Navigasi	Motor DC		Time delay (detik)	Pergerakan kursi roda
		1 (kiri roda)	2 (kanan roda)		
0	Diam	Mati	Mati	3	0 meter
1	Kanan	Hidup	Mati	5	90°
2	Kiri	Mati	Hidup	5	90°
3	Maju	Hidup	Hidup	3	1.5 meter

Pergerakan kursi roda tersebut dipilih karena sistem BCI pada kursi roda dilakukan secara sekuensial, sehingga perlu adanya batasan untuk setiap hasil prediksi yang didapatkan. Waktu yang dicantumkan dalam Tabel 1. menyesuaikan dengan pergerakan kursi roda untuk masing-masing navigasi.

2.2 Proses Prediksi Model Machine Learning untuk Mengontrol Kursi Roda

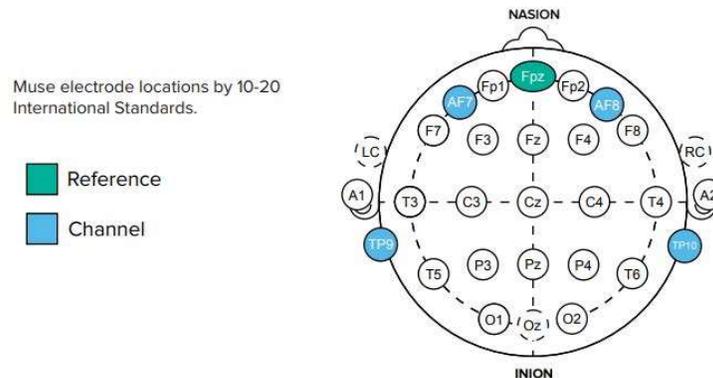
Data diperoleh melalui tahap *streaming*, kemudian dilakukan prediksi model *machine learning*. Pemilihan kanal dan pita frekuensi EEG untuk dataset, proses *labeling* dataset, perancangan algoritma *machine learning*, dan *hyperparameter tuning* merupakan proses yang dilakukan untuk prediksi model *machine learning*. Perangkat yang digunakan untuk mengambil data dalam penelitian ini adalah "Muse 2 the Brain Sensing Headband" (Przegalinska et al. 2018). Muse dapat mengumpulkan beberapa sinyal EEG dari aktivitas otak yang dapat digunakan untuk mengevaluasi keadaan pikiran. Muse digunakan untuk membaca EEG berupa pikiran dan rangsangan gerakan bola mata maupun kedipan mata.

Terdapat lima jenis sinyal EEG dengan pita frekuensi dan karakteristiknya dapat dilihat pada Tabel 2. Pita frekuensi dari gelombang EEG Delta dan Theta merupakan rentang terendah yang berhubungan dengan keadaan tidak sadar. Kontrol yang baik untuk masalah mobilitas dapat berjalan efektif apabila aktivitas otak dalam keadaan sadar. Maka dari itu, gelombang EEG Alpha, Beta, dan Gamma dipilih karena dalam rentang frekuensi tersebut otak dalam keadaan sadar.

Tabel 2. Pita Frekuensi dan Karakteristik EEG (Yasin, dkk, 2021)

Gelombang EEG	Rentang Frekuensi	Aktivitas Otak	Keadaan
Delta	0.1-3Hz	Tidak sadar/ Tidur	Tidur nyenyak, Tidak sadar
Theta	4-8Hz	Imajinasi	Mengantuk, Tidur ringan
Alpha	8-13 Hz	Rileks/ Sadar	Sadar, Rileks, Meditasi
Beta	13-30Hz	Sadar/ Fokus/ Penyelesaian masalah	Konsentrasi, Fokus, Panca indera
Gamma	30-40Hz	Persepsi sadar / Performa puncak	Hiperaktif, Fungsi motorik

Pita frekuensi dan kanal merupakan kaitan yang erat dalam EEG. Standar kanal Internasional dan kanal yang dimiliki oleh Muse diperlihatkan pada Gambar 5. Gelombang EEG yang ditangkap oleh Muse memiliki 4 kanal, diantaranya kanal TP9, AF7, AF8, dan TP10 dalam frekuensi 256 Hz. Empat buah kanal tersebut memiliki fungsi yang berbeda. Kanal TP9 dan TP10 yang terletak pada bagian temporal cortex berkaitan dengan fungsi pendengaran, proses memori jangka panjang, dan memori visual atau visual dari objek. Kanal AF7 dan AF8 yang terletak pada bagian frontal cortex berkaitan dengan pusat berpikir, atensi, imajinasi, hingga motivasi (**Mansi, dkk, 2021**). Tidak terdapat proses ekstraksi ciri karena pita EEG dan saluran frontal yang digunakan sudah tersedia pada aplikasi Mind Monitor.



Gambar 5. Letak Kanal Muse (Sánchez-Cifo, Montero, and López 2021)

Informasi mengenai gelombang EEG dan kanal yang digunakan untuk mengintegrasikan dan merealisasikan BCI pada kursi roda terdapat pada Tabel 3. Berdasarkan aktivitas otak pada setiap rentang frekuensi, BCI pada kursi roda menggunakan gelombang EEG Alpha, Beta, dan Gamma. Semua kanal dari Muse digunakan untuk memberikan ciri dari setiap data agar dapat dipelajari oleh *machine learning*. Gelombang EEG Alpha, Beta dan Gamma pada kanal TP9, AF7, AF9, dan TP10 dipilih menjadi parameter untuk data latih dan data uji pada *machine learning*.

Tabel 3. Gelombang EEG dan Kanal dalam BCI pada Kursi Roda

Gelombang EEG	Kanal			
	TP9	AF7	AF8	TP10
Delta	x	x	x	x
Theta	x	x	x	x
Alpha	✓	✓	✓	✓
Beta	✓	✓	✓	✓
Gamma	✓	✓	✓	✓

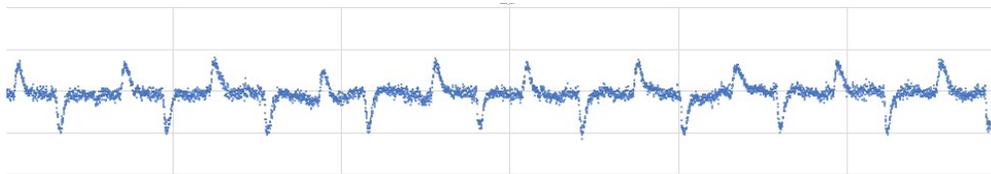
2.3 Proses *Labeling* Dataset

Penggunaan *machine learning* khususnya *supervised learning* membutuhkan bantuan data latih atau biasa disebut dataset. Dataset adalah sekumpulan data yang dibutuhkan mesin untuk dipelajari dan dicari ciri khas yang dapat digunakan untuk menjadi pengenalan data tersebut. *Machine learning* salah satunya digunakan untuk mengklasifikasikan berbagai macam data dengan tujuan klasifikasi tertentu, BCI pada kursi roda memanfaatkan *machine learning* untuk melakukan klasifikasi navigasi 'Diam', 'Kanan', 'Kiri' dan 'Maju'. Navigasi tersebut digunakan untuk *labeling* data sehingga nilai-nilai sinyal EEG berdasarkan navigasi dapat dilakukan klasifikasi.

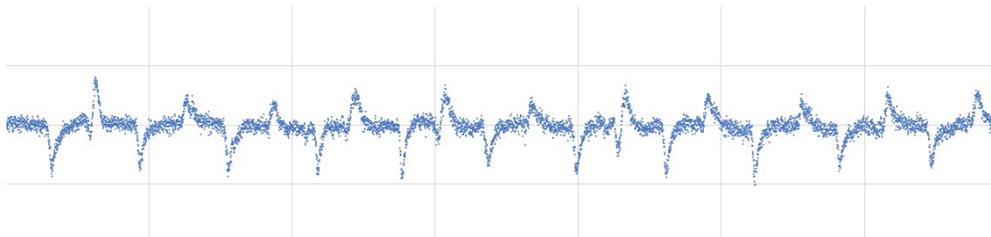
Tabel 4. Rangsangan Gerakan Bola Mata untuk Navigasi

Navigasi	Pikiran	Rangsangan gerakan bola mata
Diam	Pemikiran diam/berhenti	Normal/ diam
Kanan	Pemikiran arah kanan	Arah kanan
Kiri	Pemikiran arah kiri	Arah kiri
Maju	Pemikiran bergerak maju	Berkedip 2 kali

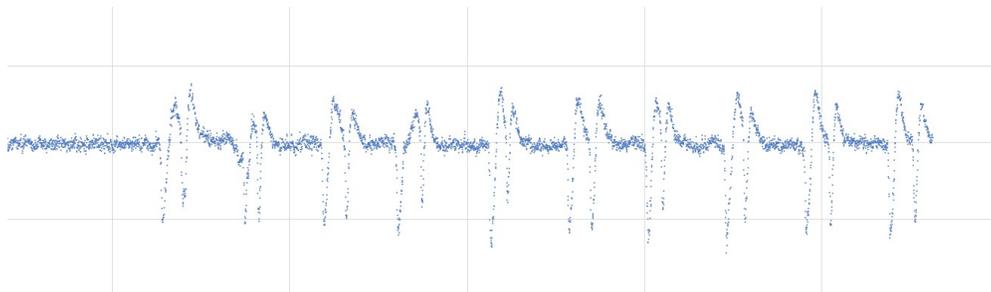
Navigasi yang diambil dari pembacaan sinyal EEG hanya berdasarkan pemikiran navigasi dirasa tidak memperlihatkan ciri dari navigasi tersebut. Maka dari itu, untuk mendapatkan ciri dari setiap navigasi, dilakukan penambahan berupa rangsangan gerakan bola mata ke arah tertentu. Penjelasan dari masing-masing navigasi terdapat pada Tabel 4. Navigasi 'Kanan' menggunakan bantuan pergerakan bola mata ke arah kanan, untuk navigasi 'Kiri' menggunakan bantuan gerakan bola mata ke arah kiri, dan 'Maju' menggunakan bantuan kedipan mata. Selanjutnya nilai-nilai yang didapatkan dilakukan *labeling* untuk klasifikasi data.



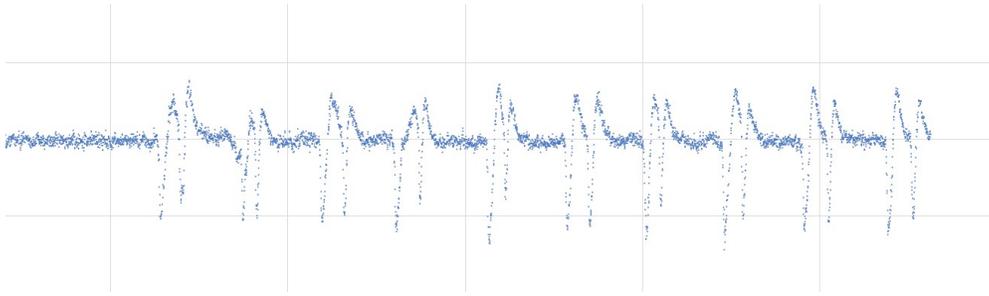
Gambar 6. Contoh Data untuk Navigasi 'Kiri'



Gambar 7. Contoh Data untuk Navigasi 'Kanan'



Gambar 8. Contoh Data untuk Navigasi 'Maju'



Gambar 9. Contoh Data untuk Navigasi 'Diam'

Proses labeling dilakukan secara manual dengan mencari ciri khas dari setiap navigasi yang sudah dilakukan pengambilan data. Pengambilan data dilakukan kepada 10 orang untuk melakukan rekaman data sinyal EEG dengan beberapa navigasi yang digunakan beserta kedipan dan pergerakan bola mata. Pengambilan data untuk masing-masing navigasi dengan kedipan dan gerakan bola mata dicontohkan pada Gambar 6, Gambar 7, Gambar 8, Gambar 9. Data tersebut dilakukan proses labeling dengan memberikan label navigasi dari titik awal ciri hingga titik akhir ciri untuk masing-masing navigasi.

Data yang sudah melalui proses *labeling* dilakukan proses *merging* data setiap orang dengan masing-masing navigasi. *Merging* data kembali dilakukan untuk total 10 orang sehingga membentuk sekumpulan data yang sudah melalui tahap *labeling* untuk masing-masing navigasi dan data tersebut yang digunakan untuk data latih pada *machine learning*. Dataset yang sudah dilakukan proses *merging* berjumlah 249.094 data untuk selanjutnya dilakukan proses *training* dan *testing* model *machine learning*.

2.4 Perancangan Algoritma *Machine Learning*

Algoritma *machine learning* yang digunakan merupakan model algoritma *supervised learning*. Model ini digunakan untuk memprediksi navigasi yang direpresentasikan dengan pikiran serta pergerakan bola mata dan kedipan mata. Hasil prediksi dari model tersebut yang akan digunakan untuk menggerakkan kursi roda. *Machine learning* diberikan data yang telah dilakukan klasifikasi atau *labeling* untuk dipelajari agar dapat memprediksi navigasi yang diinginkan.

Algoritma *machine learning* yang digunakan dalam BCI pada kursi roda adalah *Gradient Boosting Machine* (GBM). Dataset yang sudah memiliki label dilakukan pemisahan sebagai acuan prediksi, dan masing-masing label dilakukan encoding ke dalam bentuk angka 0, 1, 2, dan 3 untuk Diam, Kanan, Kiri, dan Maju. Data set yang sudah dilakukan pemisahan label selanjutnya dilakukan pemisahan antara data latih dan data uji *test_size=0.2* yang berarti 20% untuk data uji dan 80% untuk data latih, selain itu *random_state=0* digunakan untuk mendapatkan hasil yang sama ketika dilakukan *runtime* model berulang kali. Data latih yang sudah dilakukan pemisahan dengan data uji selanjutnya akan dipelajari oleh *machine learning* dalam proses *training* dengan beberapa *hyperparameter* menggunakan *library* Scikit-learn *GradientBoostingClassifier*. Selanjutnya, dilakukan proses penyimpanan model dengan format nama file *ModelGBC.sav* sehingga dapat digunakan untuk data Demo sistem BCI pada kursi roda.

Algoritma GBM memiliki *hyperparameter* yang dapat mengurangi tingkat *overfitting* dan dapat mengoptimalkan setiap *tree* yang ditambahkan serta mengurangi kesalahan dari model sebelumnya, sehingga membuat model yang lebih kuat dan stabil. Namun, GBM memerlukan

waktu yang lebih lama untuk pelatihan dan memerlukan banyak *hyperparameter* yang harus dikonfigurasi. *Hyperparameter* yang digunakan adalah *learning_rate*, *n_estimators*, *max_depth*, *max_features*, dan *subsample*. Pengujian dilakukan dengan melakukan random search yaitu metode yang dilakukan dengan cara menentukan rentang dari *hyperparameter* yang diinginkan dan mencoba nilai acak dari rentang yang ditentukan.

Tabel 5. Pengujian Akurasi dari Kombinasi *Hyperparameter*

Learning rate	n_estimators	max_features	max_depth	subsample	Training	Testing
0.5	100	1	1	0.5	93.37%	93.33%

Setelah melakukan tahap pengujian pada masing-masing *hyperparameter*, kombinasi *hyperparameter* yang dipilih dilakukan *training* dan *testing*. Tabel 5 Menunjukkan bahwa akurasi *training* dan *testing* memiliki selisih lebih kecil dari 1% yang berarti model tidak mengalami *overfitting* maupun *underfitting*. Model tersebut yang akan digunakan pada prediksi data Demo BCI pada kursi roda.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pergerakan Navigasi Kursi Roda

Sistem yang sudah terintegrasi, dilakukan pengamatan mengenai pergerakan kursi roda berdasarkan navigasi. Data yang diambil dari pengamatan untuk pergerakan kursi roda adalah kesesuaian waktu untuk motor menyala dengan jarak yang ditempuh ataupun sudut putar dari kursi roda. Motor DC dirancang untuk Diam sejauh 0 meter selama 3 detik, Kanan berputar ke arah kanan selama 5 detik, Kiri berputar ke arah kiri selama 5 detik, dan Maju bergerak sejauh 1.5 meter selama 3 detik. Pergerakan Kanan dan Kiri ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Pergerakan Kursi Roda

3.1 Uji Coba Prediksi

Uji coba sistem dilakukan secara keseluruhan dimulai dari tahap koneksi Muse dengan Mind Monitor hingga menjalankan motor yang menghasilkan gerakan pada kursi roda. Muse sebagai pembacaan sinyal EEG melalui aktivitas listrik pada permukaan otak dan rangsangan dari pergerakan bola mata maupun kedipan mata. Sinyal tersebut dikirimkan kepada Raspberry Pi sebagai kontroler. Data dilakukan persiapan agar dapat diprediksi oleh model *machine learning* yang sudah ada. Selanjutnya Raspberry Pi mengontrol dua buah motor berdasarkan prediksi dari model sehingga kursi roda dapat bergerak sesuai pembacaan sinyal EEG yang sudah dilakukan klasifikasi. Total waktu dari imajinasi sampai motor bergerak rata-rata adalah sekitar mendekati 2 detik, seperti ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Tabel Range Waktu Imajinasi - Motor Bergerak

Percobaan ke-	Waktu
1	2 detik
2	1 detik
3	2 detik
4	2 detik
5	2 detik
Total	1.8 detik

Tabel 7. Contoh Hasil Prediksi untuk Target 'Diam'

Percobaan ke-	Target Diam (0) Hasil Prediksi (array)
1	[2 2 2 3 2 3 3 3 3 1 0 3 3 3 3 0 0]
2	[2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1]
3	[2 2 2 2 2 2 2 0 0 0 2 2 2 0 0]
4	[3 3 3 3 2 2 2 2 2 1 0 0 2 0 0 0 0]
5	[0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0]

Tabel 8. Contoh Contoh Hasil Prediksi untuk Target 'Kanan'

Percobaan ke-	Target Kanan (1) Hasil Prediksi (array)
1	[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1]
2	[1 1 1 1 1 1 1 1 2 3 1 1 1 1 1 1]
3	[2 2 2 2 3 1 1 1 1 1 1 1 1 1]
4	[2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2]
5	[2 2 2 2 2 3 1 1 1 1 2 3 2 1 1 1 1 2 2]

Tabel 9. Contoh Contoh Hasil Prediksi untuk Target 'Kiri'

Percobaan ke-	Target Kiri (2) Hasil Prediksi (array)
1	[1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 3 2 3 3 3 1 2 2 2 2 2]
2	[2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 3 2 2 2 2 2 2]
3	[2 2]
4	[2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1]
5	[1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2]

Tabel 10. Contoh Contoh Hasil Prediksi untuk Target 'Maju'

Percobaan ke-	Target Maju (3) Hasil Prediksi (array)
1	[3 3 3 3 2 2 2 2 1 3 3 3 3 2 1 1 1 1]
2	[3 3 3 2 2 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3]
3	[3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3]
4	[1 1 1 1 1 3 3 3 3 3 3]
5	[1 1 1 3 1 3 1 1 1 1 1 1 1 0 3 3 3 3]

Pengujian dari keseluruhan sistem yang terintegrasi sudah dilakukan pengambilan data. Uji coba dilakukan kepada 4 naracoba berbeda dengan melakukan percobaan sebanyak 5 kali untuk masing-masing navigasi. Tabel 7 menunjukkan contoh hasil prediksi target navigasi 'Diam' dari naracoba A, Tabel 8 contoh hasil prediksi untuk target navigasi 'Kanan', Tabel 9 contoh hasil prediksi untuk target navigasi 'Kiri', dan Tabel 10 contoh hasil prediksi untuk target navigasi 'Maju'. Hasil prediksi yang didapatkan dilakukan analisis untuk menjalankan kursi roda berdasarkan 1 hasil prediksi yang tepat.

3.1 Analisis Data dari Hasil Prediksi

Uji coba sistem yang telah dilakukan kepada naracoba dilakukan analisis data terhadap hasil pengujian. Analisis data dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata persentase keberhasilan dari hasil prediksi data. Rata-rata untuk setiap navigasi dari ke-4 naracoba ditunjukkan pada Tabel 11. Hasil yang didapatkan untuk rata-rata persentase keberhasilan prediksi untuk target navigasi 'Diam' sebesar 20%, 'Kanan' sebesar 36%, 'Kiri' sebesar 78%, dan navigasi 'Maju' sebesar 56%. Rata-rata yang didapatkan dari semua navigasi sebesar 51% seperti yang ditunjukkan pada Tabel 12.

Tabel 11. Persentase Keberhasilan Prediksi untuk Target Navigasi dari 4 Naracoba

Naracoba	Navigasi			
	Diam	Kanan	Kiri	Maju
A	31%	57%	81%	65%
B	17%	44%	85%	55%
C	24%	22%	66%	58%
D	13%	44%	88%	63%
Rata-rata keberhasilan prediksi target navigasi	21%	42%	80%	60%

Tabel 12. Persentase Keberhasilan Prediksi untuk Semua Target Navigasi dari 4 Naracoba

Diam	Navigasi			Rata-rata
	Kanan	Kiri	Maju	
21%	42%	80%	60%	51%

Rata-rata yang dihasilkan keberhasilan prediksi untuk semua target navigasi dari 4 naracoba sebesar 51%. Rata-rata memiliki persentase nilai prediksi yang benar lebih dari 50%, penggunaan statistik berupa modus pada hasil prediksi memungkinkan untuk mendapatkan 1 hasil prediksi yang tepat untuk menjalankan motor DC. Pengamatan dilakukan dengan penggunaan metode modus yang ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13. Data Pengamatan Menggunakan Metode Modus

Naracoba	Target Diam (0)	Hasil	Rata-
		Prediksi	rata
1	[2 2 2 3 2 3 3 3 3 1 0 3 3 3 3 0 0]	Maju	
2	[2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1]	Kiri	
3	[2 2 2 2 2 2 2 0 0 0 2 2 2 0 0]	Kiri	40%
4	[3 3 3 3 0 2 2 2 2 2 1 2 0 2 0 0 0 0]	Diam	
5	[0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0]	Diam	
	Target Kanan (1)	Hasil	Rata-
		Prediksi	rata
1	[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1]	Kanan	
2	[1 1 1 1 1 1 1 1 2 3 1 1 1 1 1 1]	Kanan	
3	[2 2 2 2 3 3 1 1 1 1 1 1 1 1 1]	Kanan	80%
4	[2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2]	Kiri	
5	[2 2 2 2 2 2 3 1 1 1 1 2 3 2 1 1 1 1 2 2 2]	Kanan	
A	Target Kiri (2)	Hasil	Rata-
		Prediksi	rata
1	[1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 3 2 3 3 3 1 2 2 2 2 2]	Kanan	
2	[2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 3 2 2 2 2 2]	Kiri	
3	[2 2]	Kiri	80%
4	[2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1]	Kiri	
5	[1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2]	Kiri	
	Target Maju (3)	Hasil	Rata-
		Prediksi	rata
1	[3 3 3 3 2 2 2 2 1 3 3 3 3 2 1 1 1 1]	Maju	
2	[3 3 3 2 2 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3]	Maju	
3	[3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3]	Maju	80%
4	[1 1 1 1 1 3 3 3 3 3 3 3]	Maju	
5	[1 1 1 3 1 3 1 1 1 1 1 1 1 0 3 3 3 3]	Kanan	
Rata-rata Keberhasilan Prediksi Menggunakan Metode Modus			65%

Penggunaan metode modus dari naracoba mendapatkan persentase nilai rata-rata sebesar 65%. Pengujian dilakukan kepada 4 naracoba seperti ditunjukkan pada Tabel 14. Rata-rata untuk masing-masing persentase keberhasilan prediksi menggunakan metode modus yaitu 20% untuk target navigasi 'Diam', 60% untuk target navigasi 'Kanan', 85% untuk target navigasi 'Kiri', dan 70% untuk target navigasi 'Maju'. Rata-rata keseluruhan ditunjukkan pada Tabel 15 dengan persentase keberhasilan prediksi menggunakan metode modus sebesar 60%.

Tabel 14. Persentase Keberhasilan Prediksi Menggunakan Modus dari 4 Naracoba

Naracoba	Persentase Keberhasilan Prediksi Menggunakan Metode Modus			
	Diam	Kanan	Kiri	Maju
A	40%	80%	80%	80%
B	20%	80%	80%	60%
C	20%	20%	80%	80%
D	20%	60%	100%	60%
Rata-rata	25%	60%	85%	70%

Tabel 15. Persentase Keberhasilan Prediksi Menggunakan Metode Modus untuk Semua Target Navigasi dari 4 Naracoba

Diam	Navigasi			Rata-rata
	Kanan	Kiri	Maju	
25%	60%	85%	70%	60%

Selanjutnya BCI pada kursi roda dilakukan pengamatan data kepada 10 naracoba sehingga dihasilkan persentase rata-rata dari setiap navigasi untuk 5 kali percobaan untuk setiap naracoba pada Tabel 16. Naracoba melakukan pengambilan data berupa pikiran dan rangsangan gerakan bola mata untuk dilakukan prediksi.

Tabel 16. Persentase Keberhasilan Prediksi BCI pada Kursi Roda 10 Naracoba

Naracoba	Persentase Keberhasilan Prediksi Menggunakan Metode Modus			
	Diam	Kanan	Kiri	Maju
A	40%	80%	80%	80%
B	20%	80%	80%	60%
C	20%	20%	80%	80%
D	20%	60%	100%	60%
E	20%	20%	80%	60%
F	40%	60%	80%	80%
G	20%	60%	100%	60%
H	40%	40%	80%	60%
I	40%	60%	100%	80%
J	40%	60%	80%	80%
Rata-rata	30%	54%	86%	70%
Total rata-rata	60%			

```

Accuracy score (training): 1.0000
Accuracy score (validation): 1.0000
[[0 0]
 [2 2]
 [0 0]
 ...
 [2 2]
 [1 1]
 [0 0]]
    
```

Gambar 11. Hasil Pengujian Untuk Satu Individu

Sedangkan pengujian untuk satu individu saja yang mana test dan train datanya berasal dari individu yang sama menunjukkan hasil training dan validasi mencapai 100% seperti ditunjukkan pada Gambar 11.

4. KESIMPULAN

Simpulan yang didapatkan dari perancangan dan realisasi BCI pada kursi roda yaitu sistem sudah dapat berjalan dengan mengintegrasikan proses pembacaan data, prediksi data, dan kontrol motor untuk kursi roda. Kontrol motor yang dilakukan sudah dapat melakukan

pergerakan maju, belok kanan, belok kiri, dan diam. Proses prediksi data yang dilakukan menggunakan algoritma *Gradient Boosting Machine* dengan akurasi pelatihan sebesar 93.37% dan pengujian 93.33%. Hasil dari data pengamatan dari uji coba sistem kepada 4 naracoba menunjukkan persentase keberhasilan sebesar 60% dengan metode modus. Berdasarkan data pengamatan dari uji coba sistem, prediksi untuk navigasi Kiri dan Maju memiliki persentase terbesar dibandingkan navigasi Kanan dan Diam. Persentase yang besar untuk navigasi Kiri dan Maju dapat diakibatkan oleh pemilihan dataset yang serupa, sehingga navigasi kanan sering kali terbaca Kiri. Gap cukup tinggi terdapat beberapa kemungkinan yaitu kemungkinan akibat tidak terdapat proses preprocessing data, dan juga akibat *blink artifact* belum dibuang. Pada penelitian ini tidak ditambahkan stimulus eksternal karena sesuai rencana penelitian bahwa kursi roda akan digunakan oleh disabilitas yang hanya mampu memerintah menggunakan otak dan gerakan mata. Sebagai tindak lanjut akan dilakukan perbaikan hasil prediksi dengan melakukan teknik pengambilan data yang lebih baik untuk menghilangkan masalah *blink artifact*, dan juga akan disabilitas yang menggunakannya akan diperluas sehingga dapat menambahkan stimulus eksternal.

DAFTAR RUJUKAN

- Ardi, L., Setiawan, N. A., & Wibirama, S. (2021). Eye Blink Classification for Assisting Disability to Communicate Using Bagging and Boosting. *IJITEE (International Journal of Information Technology and Electrical Engineering)*, 5(4), 117. <https://doi.org/10.22146/ijitee.63515>
- Batan, I. M. L. (2006). Pengembangan Kursi Roda sebagai Upaya Peningkatan Ruang Gerak Penderita Cacat Kaki. *Jurnal Teknik Industri*, 2, 97–105. <http://www.petra.ac.id/~puslit/journals/dir.php?DepartmentID=IND>
- Belkacem, A. N., Jamil, N., Palmer, J. A., Ouhbi, S., & Chen, C. (2020). *Brain Computer Interfaces for Improving the Quality of Life of Older Adults and Elderly Patients*. *Frontiers in Neuroscience*. <https://doi.org/10.3389/fnins.2020.00692>
- Cicik, L. H. M., & Nugroho, D. N. A. (2021). Kondisi Lanjut Usia Di Indonesia Era Bonus Demografi. *Sosio Informa*, 7(2), 158–171. <https://doi.org/10.33007/inf.v7i2.2681>
- Fatmawati, E., Prawito, P., & Wijaya, S. K. (2016). Pengembangan Alat Bantu Pemodelan Terapi Lengan Pasca Stroke Dengan Memanfaatkan Sinyal Electroencephalography (Eeg) Menggunakan Emotiv. *Prosiding Seminar Nasional Fisika (E-Journal) SNF2016*, V, SNF2016-BMP-33-SNF2016-BMP-38. <https://doi.org/10.21009/0305020307>
- Fernández-Rodríguez, Álvaro, Francisco Velasco-Álvarez, Manon Bonnet-Save, and Ricardo Ron-Angevin. (2018). 'Evaluation of Switch and Continuous Navigation Paradigms to Command a Brain-Controlled Wheelchair'. *Frontiers in Neuroscience* 12(6), 1–15.
- Jacob Varghese, L., Sira Jacob, S., & Raglend, J. I. (2021). Design and Implementation of a Machine Learning Assisted Smart Wheelchair in an IoT Environment. *Springer Wireless Personal Communications*, 1. <https://doi.org/https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-490123/v1>

- Ji, Y., Hwang, J., & Kim, E. Y. (2013). An Intelligent Wheelchair Using Situation Awareness and Obstacle Detection. *Elsevier, Procedia - Social and Behavioral Sciences, 97*, 620–628. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.10.281>
- Kanungo, L., Garg, N., Bhohe, A., Rajguru, S., & Baths, V. (2021). Wheelchair Automation by a Hybrid BCI System Using SSVEP and Eye Blinks. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2014*, (pp. 411–416). <https://doi.org/10.1109/SMC52423.2021.9659266>
- Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., & Liu, T. Y. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017*, (pp. 3147–3155).
- Liu, K., Yu, Y., Liu, Y., Tang, J., Liang, X., & Chu, X. (2022). Kursi roda baru yang dikendalikan otak dikombinasikan dengan visi komputer dan augmented reality. *BioMedical Engineering Online*, 1–21. <https://doi.org/doi.org/10.1186/s12938-022-01020-8>
- Mansi, S. A., Pigliautile, I., Porcaro, C., Pisello, A. L., & Arnesano, M. (2021). Application of wearable EEG sensors for indoor thermal comfort measurements. *Acta IMEKO, 10(4)*, 214–220. https://doi.org/10.21014/acta_imeko.v10i4.1180
- Przegalinska, A., Ciechanowski, L., Magnuski, M., & Gloor, P. (2018). Muse Headband: Measuring Tool or a Collaborative Gadget? *Studies on Entrepreneurship, Structural Change and Industrial Dynamics, April 2018*, 93–101. https://doi.org/10.1007/978-3-319-74295-3_8
- Rashid, M., Sulaiman, N., P. P. Abdul Majeed, A., Musa, R. M., Ahmad, A. F., Bari, B. S., & Khatun, S. (2020). Current Status, Challenges, and Possible Solutions of EEG-Based Brain-Computer Interface: A Comprehensive Review. *Frontiers in Neurorobotics, 14(6)*. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2020.00025>
- Sánchez-Cifo, M. Á., Montero, F., & López, M. T. (2021). Musestudio: Brain activity data management library for low-cost eeg devices. *Applied Sciences (Switzerland), 11(16)*, 1–20. <https://doi.org/10.3390/app11167644>
- Sharp, R., Swerdlow, N. R., & Braff, D. L. (2011). EEG and ERPs. In *NIH Public Access* (Issue 619). <https://doi.org/10.1002/0471142301.ns0625s52.Electroencephalography>
- Yasin, S., Hussain, S. A., Aslan, S., Raza, I., Muzammel, M., & Othmani, A. (2021). EEG based Major Depressive disorder and Bipolar disorder detection using Neural Networks:A review. *Computer Methods and Programs in Biomedicine, 202(2)*. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106007>