

Analisis Keunikan Fitur CWT yang Diekstrak dari Sinyal EEG terhadap 5 Indikator Pengendalian Kursi Roda BCI Menggunakan Metode Friedman

Ahmad Kanzu Syauqi Firdaus^{1)*}, Ahmad Nadhir¹⁾, Agus Naba¹⁾

¹⁾ Jurusan Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya

Diterima 01 Oktober 2018, direvisi 30 Oktober 2018

ABSTRAK

Telah dilakukan analisis keunikan fitur sinyal elektroensefalograf (EEG) yang diekstraksi menggunakan metode *continuous wavelet transform* (CWT) terhadap 5 indikator pengendalian kursi roda *brain computer interface* (BCI). Pemanfaatan metode Friedman untuk mengukur tingkat keunikan fitur sinyal EEG sekaligus signifikansinya digunakan dalam penelitian ini. Sinyal EEG dari tiga subjek yang duduk di kursi biasa direkam saat mereka melakukan perintah mental yang seolah sedang mengendalikan kursi roda dengan 5 indikator pengendalian. Sinyal hasil perekaman didekomposisi menggunakan CWT. Nilai rata-rata absolut ($|\mu|$) dan standar deviasi (σ) dari hasil dekomposisi CWT digunakan sebagai fitur. Selanjutnya, keunikan fitur $|\mu|$ dan σ dianalisis menggunakan metode Friedman. Berdasarkan hasil eksperimen diketahui bahwa metode yang diusulkan dapat memetakan fitur-fitur menurut tingkat keunikannya. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa nilai keunikan fitur $|\mu|$ tertinggi dari ketiga subjek masing-masing adalah 400 (indikator “maju – mundur”), 437 (indikator “netral – kiri”), dan 597 (indikator “netral – kiri”). Nilai keunikan fitur σ tertinggi dari setiap subjek masing-masing adalah 380, 419, dan 568 pada pasangan indikator yang sama dengan fitur $|\mu|$.

Kata kunci: BCI; EEG; CWT; metode Friedman.

ABSTRACT

The analysis of the feature's uniqueness of the electroencephalograph (EEG) signal extracted by *continuous wavelet transform* (CWT) method against the five BCI wheelchair control indicators has been done. The usage of Friedman method as measuring the uniqueness level of EEG signal features as well as their significance is used in this research. The EEG signals from three subjects that sitting on a regular chair were recorded when they were performing mental commands as seem as controlling a wheelchair with five control indicators. The recorded signals are decomposed by CWT. The absolute mean ($|\mu|$) and the deviation standard (σ) of the CWT decomposition results are used as feature. Then, the uniqueness of $|\mu|$ and σ features are analyzed using Friedman Method. Based on the experiment results, it is known that the proposed method is able to map features according to their uniqueness level. The experiment result shows that the highest uniqueness value of $|\mu|$ feature from three subjects are 400 (“forward – backward” indicators), 437 (“neutral – turn left” indicators), and 597 (“neutral – turn left” indicators) respectively. While the highest uniqueness value of σ feature from each subjects are 380, 419, and 568 respectively in the same indicator pairs as $|\mu|$ feature.

Keywords: BCI; EEG; CWT; Friedman method.

PENDAHULUAN

Banyaknya penyandang disabilitas fungsi mobilitas di dunia menjadi alasan pentingnya

pengembangan kursi roda berteknologi *brain computer interface* (BCI) [1,2]. Kursi roda BCI bisa digunakan untuk membantu penyandang disabilitas yang kesulitan mengendalikan kursi roda mekanik karena BCI merekam sinyal elektroensefalograf (EEG) dan memprosesnya sehingga kursi roda BCI dapat dikendalikan

*Corresponding author:
E-mail: kanzusyauqi@gmail.com

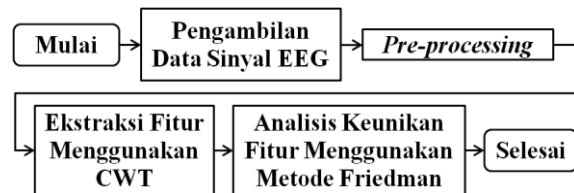
secara mental dengan mudah [3,4]. Pengembangan kursi roda BCI merupakan persoalan yang menantang. BCI harus reliabel dan presisi [5,6]. BCI juga membutuhkan fitur-fitur sinyal EEG yang unik terhadap semua perintah mental yang dibutuhkan [7]. Banyak pilihan metode yang dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur sinyal EEG. Berdasarkan domainnya, teknik ekstraksi fitur dibagi menjadi tiga, yaitu domain waktu, domain frekuensi, dan domain waktu-frekuensi [8–10]. Diantara ketiga pilihan tersebut, teknik ekstraksi fitur domain waktu-frekuensi lebih cocok digunakan untuk BCI karena dapat menjaga keutuhan komponen sinyal EEG yang berupa *event related desynchronization* (ERD) pada rentang frekuensi 8 – 12 Hz dan *event related synchronisation* (ERS) pada rentang frekuensi 13 – 35 Hz, yang mana kedua komponen tersebut berkaitan langsung dengan perintah mental serta bersifat kompleks [11–13]. Salah satu metode ekstraksi fitur domain waktu-frekuensi yang cukup populer untuk pengembangan BCI adalah continuous wavelet transform (CWT) [14,15]. Kelebihan CWT adalah kemampuannya menjabarkan sinyal dengan sangat detail dalam domain waktu frekuensi [16]. Fitur hasil ekstraksi masih perlu diketahui tingkat keunikannya. Penelitian Bostanov [17] dan Hsu [18] menggunakan uji-t dua sampel untuk mengukur tingkat keunikan fitur-fitur hasil dekomposisi CWT. Untuk kursi roda BCI dengan 5 indikator pengendalian, penggunaan uji-t menjadi tidak relevan. Sebagai alternatif uji-t, metode Friedman lebih relevan digunakan karena sesuai dengan sifat fitur sinyal, yaitu dihasilkan oleh lebih dari dua sampel (5 indikator pengendalian) dan berasal dari subjek yang sama (dependen) [19,20]. Validitas metode Friedman juga cukup kuat, terutama untuk data dengan jumlah yang besar [20–23]. Penghitungan metode Friedman yang berbasis peringkat membuatnya dapat menghilangkan efek nonlinier dalam suatu data sehingga yang semula tidak dapat dibandingkan menjadi bisa dibandingkan [24].

Penelitian ini dilakukan dengan merekam sinyal EEG dan mengekstraksi fiturnya menggunakan CWT. Fitur yang dihasilkan kemudian dianalisis keunikannya menggunakan metode Friedman. Fitur yang dinyatakan tingkat keunikannya tinggi signifikan, menengah signifikan, dan rendah tidak signifikan

diinvestigasi distribusinya untuk melihat validitas metode yang diusulkan.

METODE PENELITIAN

Diagram alir metode penelitian yang disajikan dalam Gambar 1 merupakan modifikasi dari [4,6,12,25,26], yang mana umumnya proses dimulai dari perekaman sinyal EEG, lalu *pre-processing*, kemudian ekstraksi fitur, dan diakhiri dengan klasifikasi fitur. Oleh karena penelitian ini fokus pada analisis keunikan fitur sinyal EEG saja, maka klasifikasi fitur untuk pembuatan indikator pengendalian kursi roda BCI ditiadakan. Dengan demikian, tepat setelah metode ekstraksi fitur, proses analisis keunikan fitur menggunakan metode Friedman dibubuhkan.



Gambar 1. Diagram alir metode penelitian

Sinyal EEG dari tiga subjek yang sehat jasmani dan rohani direkam menggunakan Neurosky Mindwave MW001. MW001 adalah alat perekam sinyal EEG dengan elektrode kering yang dirilis pada tahun 2011 oleh Neurosky. Gambar 2 menunjukkan bahwa letak elektrode MindWave pada saat perekaman EEG adalah pada titik FP1 (dahi sebelah kiri). Posisi FP1 merupakan salah satu titik dari 21 titik standar peletakan elektrode EEG pada sistem 10-20 yang ditetapkan oleh American Electroencephalographic Society pada tahun 1994 [27,28]. Posisi FP1 merekam sinyal EEG dari bagian *frontal lobe* otak. Bagian tersebut berhubungan dengan kemampuan untuk melakukan tindakan-tindakan yang disengaja [29].



Gambar 2. Bagian-bagian Neurosky Mindwave MW001

Saat perekaman, setiap subjek duduk di kursi biasa lalu melakukan perintah mental seolah-olah sedang mengendalikan kursi roda dengan 5 indikator, yaitu: netral, maju, belok kanan, belok kiri, dan mundur. Perekaman dilakukan secara bergantian untuk setiap indikator pengendalian kursi roda. Durasi perekaman untuk satu indikator pengendalian adalah 105 detik dan diulangi sebanyak 12 kali.

Sifat dasar sinyal EEG adalah nonlinier [30–33]. Neurosky merupakan perekam sinyal EEG bersensor tunggal yang mana besar probabilitas kemunculan data yang nonlinier masih belum diketahui secara pasti. Meski demikian, seberapapun besarnya probabilitas kemunculan data nonlinier justru dimanfaatkan dalam penelitian ini untuk menguji metode yang diusulkan dalam menganalisis keunikan fitur-fitur sinyal EEG yang dihasilkan.

Sinyal yang telah direkam difilter menggunakan filter digital *bandpass* dengan rentang frekuensi 4 – 30 Hz. Rentang frekuensi tersebut mencakup sinyal EEG *band* teta (4 – 7 Hz), alfa (8 – 12 Hz), dan beta (12 – 30 Hz) [34–36]. *Band* alfa dan beta berperan dalam perintah mental [37,38].

Metode *Continuous Wavelet Transform* (CWT) digunakan untuk mendekomposisi sinyal EEG menjadi spektrum CWT. CWT adalah konvolusi antara sinyal dengan fungsi *wavelet* [39]. Persamaan CWT dituliskan dalam persamaan (1).

$$CWT(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t) \Psi^* \left(\frac{t - \tau}{s} \right) dt \quad (1)$$

Fungsi *wavelet* dari persamaan (1) dituliskan dalam persamaan (2).

$$\Psi_{\tau, s}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \Psi \left(\frac{t - \tau}{s} \right) \quad (2)$$

τ = pergeseran waktu pada fungsi *wavelet* Ψ
 s = skala dari Ψ

Tanda * pada Ψ^* melambangkan konjugasi kompleks [40,41]. Ada beberapa pilihan fungsi *wavelet*, yaitu *mexican hat*, morlet, symlet, daubachies, dan shannon. Aydemir dan Kayikcioglu [16] melakukan investigasi terhadap fungsi *wavelet* dan menyimpulkan bahwa fungsi *wavelet* shannon dan daubachies cenderung menghasilkan akurasi klasifikasi yang lebih baik pada sistem BCI. Berdasarkan hasil tersebut, penelitian ini menggunakan fungsi

wavelet shannon dengan parameter *bandwidth* 2 Hz dan frekuensi tengah 3 Hz.

Nilai dari skala spektrum CWT tidak sama dengan skala spektrum dalam satuan Hz. Menurut Darvishi [42], persamaan (3) dapat digunakan untuk menentukan letak frekuensi suatu sinyal dalam satuan Hz pada skala spektrum CWT.

$$F_s = \frac{F_c}{s \cdot T_s} \quad (3)$$

F_s = pseudo-frekuensi pada skala s

T_s = periode *sampling*

F_c = frekuensi tengah dari fungsi *wavelet*

Berdasarkan persamaan (3), maka pseudo frekuensi dari skala CWT untuk rentang frekuensi 4 – 30 Hz adalah 4 – 30,1176 Hz. Nilai rata-rata absolut ($|\mu|$) dan standar deviasi (σ) dari hasil dekomposisi sinyal EEG oleh CWT dengan *time window* 4 detik digunakan dalam penelitian ini. Penggunaan fitur $|\mu|$ dan σ dari hasil CWT sinyal EEG didasarkan pada penelitian Karimoi [40], Bassani [43], dan Castillo-Garcia [44]. Penggunaan *time window* dalam proses ekstraksi fitur didasarkan pada penelitian Hsu [18], Aydemir [39], dan Darvishi [42].

Metode Friedman merupakan metode analisis statistika nonparametrik berbasis peringkat [45,46]. Metode Friedman adalah alternatif dari metode ANOVA untuk data multisampel yang bersifat dependen [20,21,23]. Signifikansi keunikan sampel jamak dependen dapat diukur dengan tahapan-tahapan berikut [47,48]:

- Membuat hipotesis:
 - H_0 : Semua sampel sama (tidak ada keunikan antar sampel)
 - H_1 : Secara umum, paling sedikit terdapat sepasang sampel yang berbeda (unik) signifikan.
- Data yang akan diproses adalah dalam bentuk $[M \times N]$
 - M = banyak data
 - N = sampel data.
- Setiap baris data diberi peringkat. Semua peringkat dari semua baris dijumlahkan dan dihitung rata-ratanya.
- Nilai Friedman dihitung dengan persamaan (4).

$$\chi^2 = \left[\frac{12}{nk(k+1)} \left(\sum R_j^2 \right) \right] - 3n[k+1] \quad (4)$$

n = banyaknya data tiap sampel

k = jumlah sampel

R_j = jumlah peringkat dari setiap sampel
 Nilai Friedman (χ^2) dari persamaan (4) kemudian dibagi dengan faktor koreksi C dari persamaan (5).

$$C = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n T_i}{nk(k^2 - 1)} \quad (5)$$

dengan

$$T_i = \sum t^3 - \sum t \quad (6)$$

t = banyaknya angka yang sama dalam satu baris data.

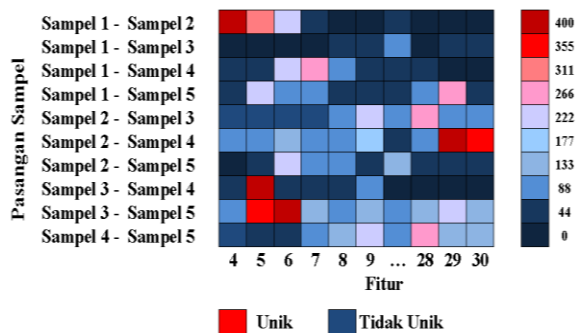
- Kesimpulan diambil berdasarkan nilai χ yang dibandingkan dengan χ tabel. Bila χ nilainya kurang dari χ tabel, maka H_0 ditolak. Untuk mengukur keunikan antar sampel secara spesifik, analisis lanjutan dilakukan dengan acuan persamaan (7).

$$[R_j - R_j'] \geq z \sqrt{\frac{nk(k+1)}{6}} \quad (7)$$

- $[R_j - R_j']$ adalah selisih absolut jumlah peringkat dari sepasang sampel yang dibandingkan. Sedangkan z merupakan nilai dari tabel z yang dicari menggunakan persamaan (8).

$$z = \frac{\alpha}{k(k-1)} \quad (8)$$

dengan α = tingkat signifikansi dari taraf kepercayaan.

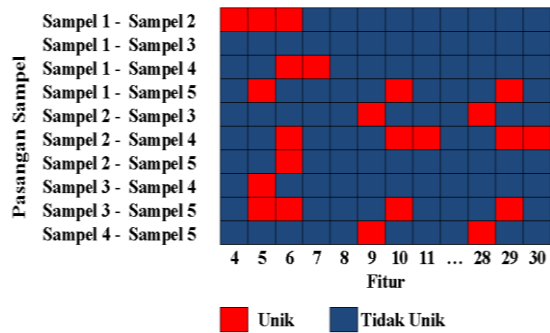


Gambar 3. Contoh grafik tingkat keunikan fitur

- Jika sepasang sampel memenuhi persamaan (7), maka sepasang sampel yang ditinjau adalah berbeda signifikan (saling unik).

Umumnya metode Friedman tidak digunakan untuk mengekstraksi atau menyeleksi fitur-fitur sinyal EEG, namun lebih sering digunakan untuk menganalisis perbedaan data multisampel seperti yang dilakukan oleh [49–53]. Penelitian ini mencoba memanfaatkan metode Friedman untuk menganalisis keunikan fitur sinyal EEG terhadap 5 sampel yang berupa indikator pengendalian kursi roda BCI.

Umumnya hasil analisis Friedman ditampilkan dalam bentuk tabel dengan keterangan nilai signifikansi yang didapatkan. Namun, karena penelitian ini melibatkan data dengan jumlah yang besar, maka penelitian ini memodifikasi tampilan hasil analisis Friedman ke dalam bentuk grafik dalam Gambar 3 dan Gambar 4 yang diadaptasi dari Uyanto [47] dan Santoso [48]. Gambar 3 merepresentasikan nilai $([R_j - R_j'])$ dalam kontur warna. Nilai $[R_j - R_j']$ dijadikan sebagai ukuran tingkat keunikan fitur karena persamaan (7) menunjukkan bahwa semakin besar nilai $[R_j - R_j']$, maka keunikannya semakin signifikan. Sedangkan Gambar 4 menyajikan hasil uji hipotesis metode Friedman dalam bentuk grafik. Saat fitur dari sepasang sampel dinyatakan unik signifikan oleh metode Friedman, maka sel pada grafik di dalam Gambar 4 diberi warna merah. Jika fitur dari sepasang sampel dinyatakan tidak unik, maka sel diberi warna biru tua.

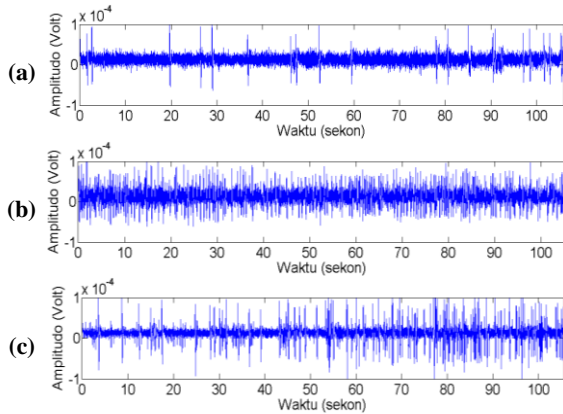


Gambar 4. Contoh grafik signifikansi keunikan fitur

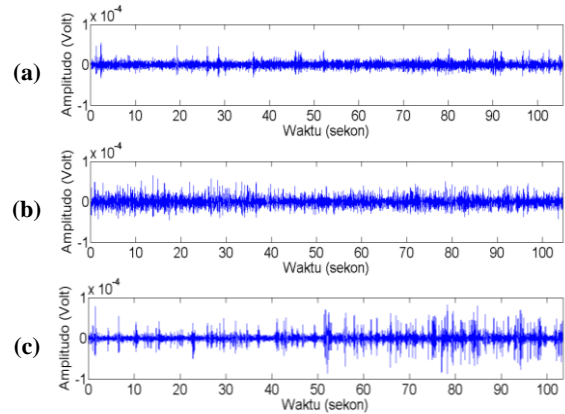
HASIL DAN PEMBAHASAN

Sinyal EEG dari subjek 1, 2 dan 3 yang melakukan perintah mental untuk membuat 5 indikator pengendalian kursi roda BCI telah direkam menggunakan NeuroSky MindWave

MW001. Gambar 5 menunjukkan bahwa bentuk sinyal EEG dari ketiga subjek adalah sama-sama nonstasioner. Tahapan setelah sinyal EEG selesai direkam adalah *pre-processing*, yaitu sinyal EEG difilter menggunakan filter digital *bandpass* dengan rentang frekuensi 4 – 30 Hz. Sinyal EEG dari Gambar 5 yang telah difilter ditunjukkan dalam Gambar 6.

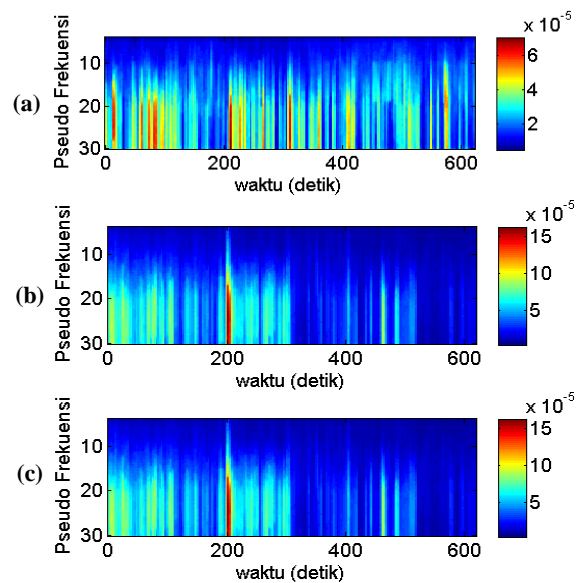


Gambar 5. Sinyal EEG untuk indikator maju yang belum difilter; (a) subjek 1 (b) subjek 2 (c) subjek 3.

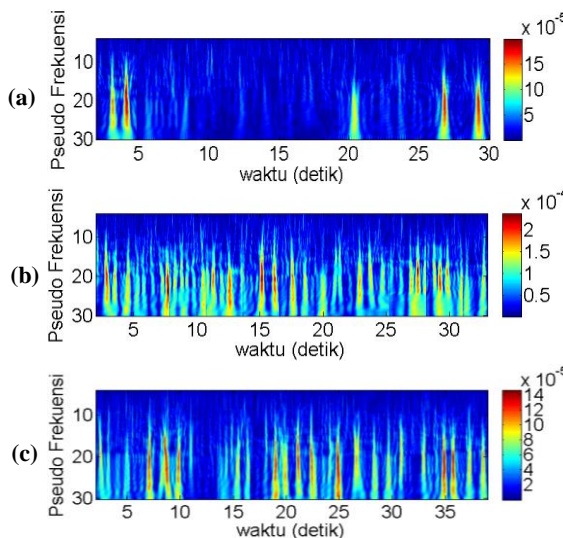


Gambar 6. Sinyal EEG untuk indikator maju yang sudah difilter; (a) subjek 1 (b) subjek 2 (c) subjek 3.

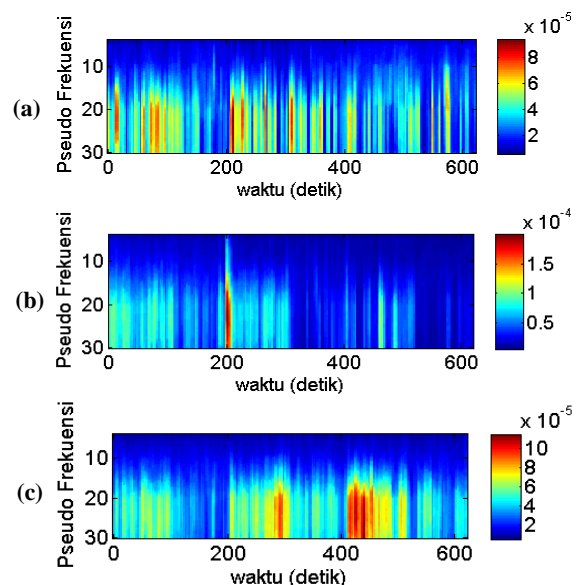
Sinyal EEG setelah *pre-processing*, kemudian didekomposisi menggunakan CWT dengan *time window* 4 detik *overlap* 1 detik dan cuplikan hasilnya disajikan dalam Gambar 7. Meskipun ketiga subjek melakukan perintah mental dengan indikator yang sama bentuk sinyal EEG dalam spektrum CWT dari ketiga subjek tampak berbeda. Selanjutnya, hasil dekomposisi CWT sinyal EEG dengan *time window* 4 detik *overlap* 1 detik pada setiap pseudo frekuensi dihitung nilai rata-rata absolut ($|\mu|$) dan standar deviasinya (σ). Grafik spektrum dari kedua fitur tersebut disajikan dalam Gambar 8 dan Gambar 9. Fitur indikator maju dari ketiga subjek sama-sama cenderung besar nilainya pada frekuensi di atas 10 Hz. Semua fitur sinyal EEG yang sudah diekstraksi kemudian dianalisis keunikannya menggunakan metode Friedman. Hasil analisis keunikan fitur $|\mu|$ dan σ masing-masing disajikan dalam Gambar 10 dan Gambar 11.



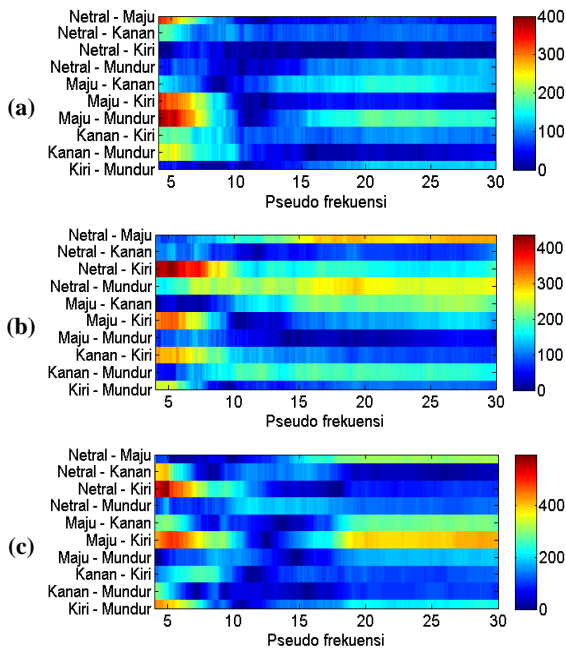
Gambar 8. Fitur $|\mu|$ hasil CWT sinyal EEG untuk indikator maju; (a) subjek 1 (b) subjek 2 (c) subjek 3.



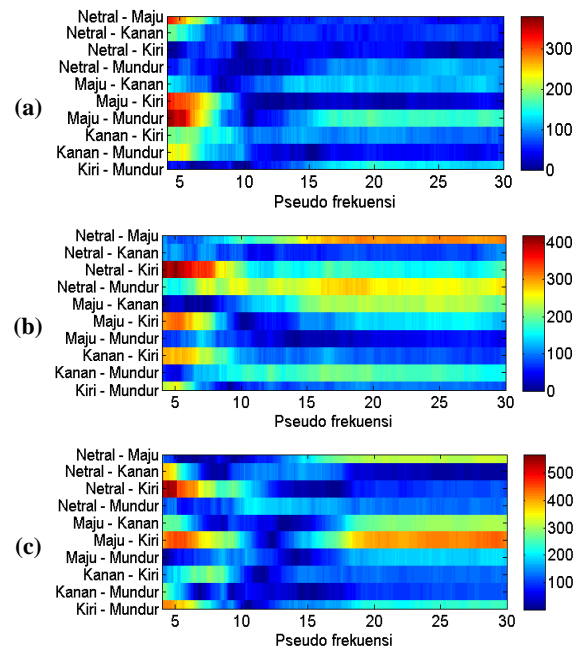
Gambar 7. Hasil CWT sinyal EEG untuk indikator maju; (a) subjek 1 (b) subjek 2 (c) subjek 3.



Gambar 9. Fitur σ hasil CWT sinyal EEG untuk indikator maju; (a) subjek 1 (b) subjek 2 (c) subjek 3.



Gambar 10. Tingkat keunikan fitur $|\mu|$ hasil CWT sinyal EEG; (a) subjek 1 (b) subjek 2 (c) subjek 3.



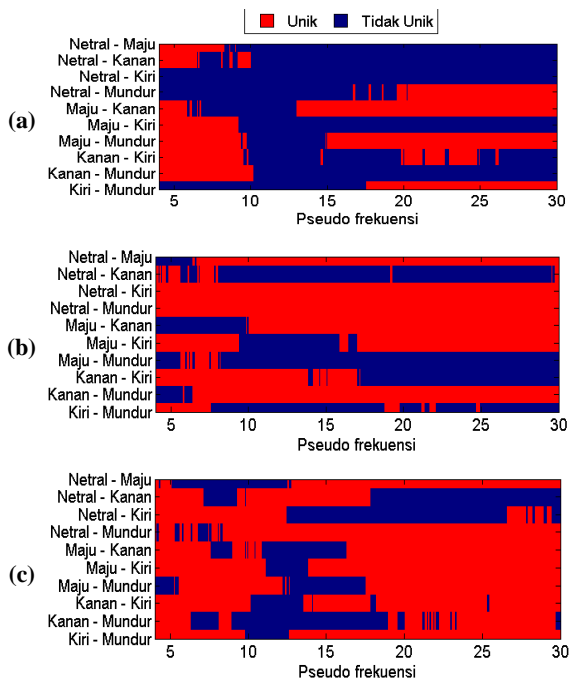
Gambar 11. Tingkat keunikan fitur σ hasil CWT sinyal EEG; (a) subjek 1 (b) subjek 2 (c) subjek 3.

Gambar 10 dan Gambar 11 menunjukkan bahwa fitur-fitur dari setiap pasangan indikator pengendalian kursi roda memiliki tingkat keunikan yang berbeda. Nilai keunikan fitur $|\mu|$ tertinggi dari subjek 1, subjek 2, dan subjek 3 masing-masing adalah 400 (pasangan indikator “maju – mundur”), 437 (pasangan indikator “netral – kiri”), dan 597 (pasangan indikator “netral – kiri”). Sedangkan nilai keunikan fitur σ tertinggi dari ketiga subjek masing-masing adalah 380, 419, 568 dengan pasangan indikator yang sama seperti pada fitur $|\mu|$.

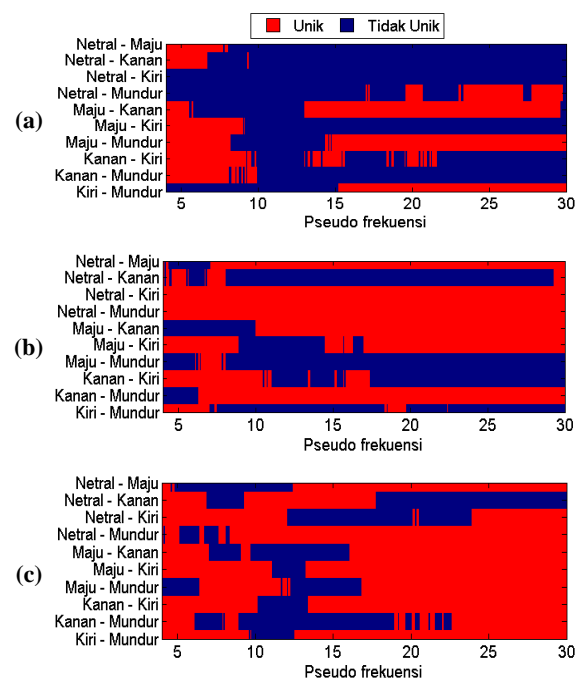
Kedua gambar tersebut juga menunjukkan bahwa 6 atau 7 dari 10 pasangan indikator pengendalian kursi roda BCI dari ketiga subjek menghasilkan fitur yang paling unik bukan berada pada rentang frekuensi ERD (8 – 12 Hz) maupun ERS (13 – 35 Hz), melainkan pada rentang frekuensi teta (4 – 7 Hz). Hasil ini menyimpang dari teori yang diungkapkan oleh Rahul [12], Krishnan [13], dan Thomas [11], bahwa ERD dan ERS berkaitan erat dengan pengendalian mental, di mana seharusnya fitur yang paling unik terhadap indikator pengendalian selalu terjadi pada komponen ERD dan ERS. Hasil ini juga menyimpang dari teori mengenai hubungan antara kondisi mental dengan rentang frekuensi sinyal EEG. Ahn [37] dan Azali [38] mengungkapkan bahwa pada rentang frekuensi teta, keadaan-keadaan mental seseorang seharusnya adalah intuitif, kreatif, sedang

mengingat, sedang berfantasi, sedang berkhayal, atau sedang melamun. Berdasarkan teori keadaan mental tersebut, penyebab dari penyimpangan hasil yang diperoleh pada Gambar 10 dan Gambar 11 mungkin adalah akibat subjek yang kurang berkonsentrasi pada saat perekaman. Namun, dugaan tersebut agak sulit diterima karena hasil yang didapatkan dari ketiga subjek cenderung sama. Sehingga penyebab penyimpangan tersebut masih belum dapat diketahui secara pasti. Selain itu pasangan indikator “netral – mundur” dan “maju – kanan”, fitur yang paling unik dari ketiga subjek berada pada rentang frekuensi ERD dan ERS, namun tingkat keunikannya tidak mencapai nilai tertinggi yaitu sekitar 200 – 300.

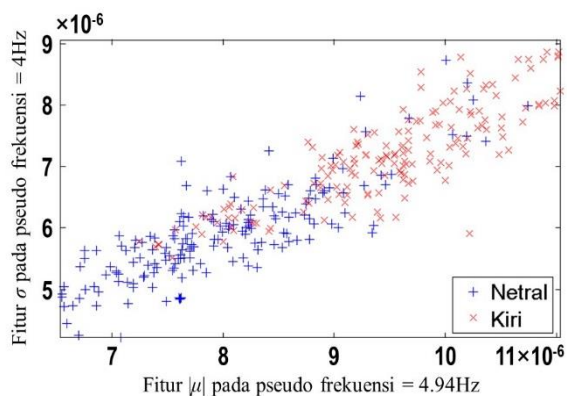
Metode Friedman juga menghasilkan informasi mengenai signifikansi keunikan fitur terhadap setiap pasang indikator pengendalian kursi roda. Gambar 12 dan Gambar 13 masing-masing menunjukkan signifikansi keunikan fitur $|\mu|$ dan fitur σ dari hasil dekomposisi CWT sinyal EEG ketiga subjek. Gambar 12(a) dan Gambar 13(a) menunjukkan bahwa pasangan indikator netral dengan kiri pada subjek 1 tidak memiliki fitur $|\mu|$ dan σ yang unik signifikan pada pseudo frekuensi manapun. Sedangkan Gambar 12(b,c) dan Gambar 13(b,c) menunjukkan bahwa semua pasangan indikator pengendalian kursi roda BCI pada subjek 2 dan subjek 3 memiliki $|\mu|$ dan σ yang unik signifikan.



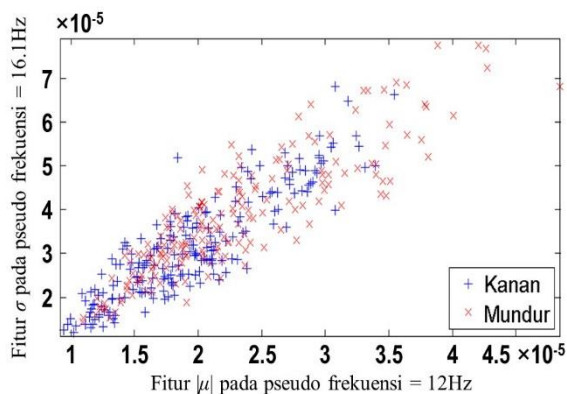
Gambar 12. Signifikansi keunikan fitur $|\mu|$ hasil CWT sinyal EEG; (a) subjek 1 (b) subjek 2 (c) subjek 3.



Gambar 13. Signifikansi keunikan fitur σ hasil CWT sinyal EEG; (a) subjek 1 (b) subjek 2 (c) subjek 3.



Gambar 14. Sebaran data 2 fitur yang tingkat keunikannya tinggi dan signifikan (fitur $|\mu|$, subjek 3, indikator netral dan kiri)

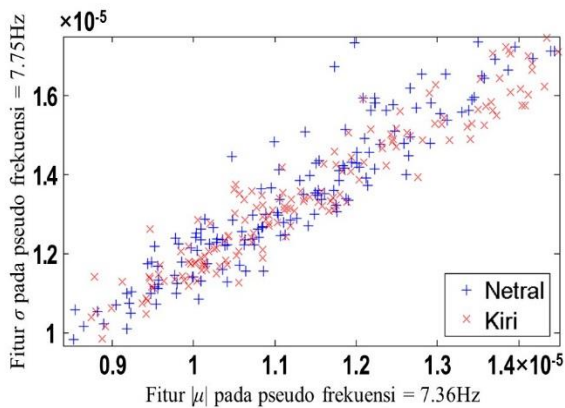


Gambar 15. Sebaran data 2 fitur yang tingkat keunikannya sedang dan signifikan (fitur σ , subjek 2, indikator maju dan mundur)

Grafik distribusi data dari hasil analisis keunikan fitur perlu dibuat agar dapat diamati sejauh mana nilai tingkat keunikan fitur dan signifikansinya dapat menggambarkan sebaran data. Gambar 14 menunjukkan sebaran fitur $|\mu|$ dengan tingkat keunikan 597 dan fitur σ dengan tingkat keunikan 568 dari subjek 3 untuk pasangan indikator pengendalian “netral – kiri”. Gambar 14 menunjukkan menunjukkan bahwa data tampak terpisah menurut kelasnya meskipun ada beberapa data yang menyimpang dari kelasnya dengan probabilitas yang tidak terlalu besar.

Grafik pada Gambar 15 merupakan sebaran fitur $|\mu|$ dengan tingkat keunikan 210 dan fitur σ dengan tingkat keunikan 213 dari subjek 2 untuk pasangan indikator pengendalian “kanan – mundur”. Gambar 15 menunjukkan bahwa pada fitur yang tingkat keunikannya sedang dan dinyatakan signifikan oleh metode Friedman, datanya tampak terpisah menurut kelasnya namun probabilitas penyimpangan datanya lebih besar dibandingkan dengan sebaran data yang telah disajikan di dalam Gambar 14.

Berdasarkan Gambar 16 sebaran dua fitur $|\mu|$ dengan tingkat keunikan 74 dan fitur σ dengan tingkat keunikan 81 dari subjek 1 untuk pasangan indikator pengendalian “netral – kiri”. Selain itu pada fitur yang tingkat keunikannya rendah dan dinyatakan tidak signifikan, data tampak tidak terpisah menurut kelasnya.



Gambar 16. Sebaran data dua fitur yang tingkat keunikannya rendah dan tidak signifikan (fitur $|\mu|$ dan σ , subjek 1, indikator netral dan kiri)

Semua data yang menyimpang sebagaimana yang ditunjukkan oleh Gambar 14, Gambar 15, dan Gambar 16 terjadi karena fitur sinyal EEG bersifat non-linier [30–33]. Berdasarkan ketiga gambar tersebut hasil analisis keunikan fitur menggunakan metode Friedman dapat menggambarkan karakteristik sebaran data dari suatu fitur sinyal EEG secara kualitatif. Semakin tinggi dan signifikan tingkat keunikan fitur, maka data di dalamnya semakin terpisah menurut kelasnya. Sebaliknya, semakin rendah tingkat keunikan dan signifikansi fitur, maka data di dalamnya semakin tidak terpisah menurut kelasnya. Hasil ini menunjukkan bahwa metode yang diusulkan berpotensi dapat membantu dalam menjelaskan penyimpangan-penyimpangan yang bisa saja terjadi dalam pembuatan indikator pengendalian kursi roda BCI. Selain itu, nilai tingkat keunikan fitur dan signifikansi yang diperoleh menggunakan metode yang diusulkan berpotensi untuk dimanfaatkan sebagai teknik seleksi fitur.

KESIMPULAN

Analisis keunikan fitur sinyal EEG terhadap 5 indikator pengendalian kursi roda BCI menggunakan metode Friedman telah dilakukan. Metode yang diusulkan dapat mengukur tingkat keunikan fitur beserta tingkat signifikansi keunikannya. Nilai tingkat keunikan fitur diambil dari $[R_j - R_j']$, yaitu selisih absolut jumlah peringkat fitur dari sepasang indikator pengendalian kursi roda. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa secara kualitatif nilai tingkat keunikan fitur sinyal EEG dan

signifikansinya terhadap indikator pengendalian kursi roda BCI berhubungan dengan kelinieran sebaran data terhadap kelasnya. Semakin besar dan signifikan nilai tingkat keunikan fitur sinyal EEG terhadap indikator pengendalian kursi roda, maka probabilitas penyimpangan data dari kelasnya semakin kecil. Semakin kecil dan tidak signifikan nilai tingkat keunikan fitur, maka probabilitas penyimpangan data dari kelasnya semakin besar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Venkatasubramanian, V. dan Balaji, R.K. (2009) Non Invasive Brain Computer Interface for Movement Control. in: Proc. World Congr. Eng. Comput. Sci., WCECS, San Fransisco.
- [2] Kraus, L. (2017) 2016 Disability Statistics Annual Report. Durham, New Hampshire.
- [3] Gneo, M., Severini, G., Conforto, S., Schmid, M., dan D'Alessio, T. (2011) Towards a Brain-Activated and Eye-Controlled Wheelchair. *International Journal of Bioelectromagnetism*. 13 (1), 44–45.
- [4] Al-qaysi, Z.T., Zaidan, B.B., Zaidan, A.A., dan Suzani, M.S. (2018) A review of disability EEG based wheelchair control system: Coherent taxonomy, open challenges and recommendations. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 164 221–237.
- [5] Kolodziej, M., Majkowski, A., dan Rak, R.J. (2012) Linear discriminant analysis as EEG features reduction technique for brain-computer interfaces. *Przegląd Elektrotechniczny*. 88 (3A), 28–30.
- [6] Pattnaik, P.K. dan Sarraf, J. (2018) Brain Computer Interface issues on hand movement. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*. 30 (1), 18–24.
- [7] Abdalsalam M, E., Yusoff, M.Z., Mahmoud, D., Malik, A.S., dan Bahloul, M.R. (2018) Discrimination of four class simple limb motor imagery movements for brain-computer interface. *Biomedical Signal Processing and Control*. 44 181–190.
- [8] Gysels, E., Renevey, P., dan Celka, P. (2005) SVM-based recursive feature elimination to compare phase synchronization computed from broadband and narrowband EEG signals

- in Brain-Computer Interfaces. *Signal Processing*. 85 (11), 2178–2189.
- [9] Wang, Y., Veluvolu, K.C., dan Lee, M. (2013) Time-frequency analysis of band-limited EEG with BMFLC and Kalman filter for BCI applications. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*. 10 (1), 109.
- [10] Ali, S., Ferdous, M.J., Hamid, E., dan Molla, K.I. (2016) Time-Frequency Coherence of Multichannel EEG Signals: Synchrosqueezing Transform Based Analysis. *International Journal of Computer Science Trends and Technology*. 4 (3), 40–48.
- [11] Thomas, E., Fruitet, J., dan Clerc, M. (2013) Combining ERD and ERS features to create a system-paced BCI. *Journal of neuroscience methods*. 216 (2), 96–103.
- [12] Rahul, Y. (2017) A Review on EEG Control Smart Wheel Chair. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*. 8 (9), 501–507.
- [13] Krishnan, S. dan Athavale, Y. (2018) Trends in Biomedical Signal Feature Extraction. *Biomedical Signal Processing and Control*. 43 41–63.
- [14] Bostanov, V. (2004) BCI Competition 2003--Data sets Ib and Iib: feature extraction from event-related brain potentials with the continuous wavelet transform and the t-value scalogram. *IEEE transactions on bio-medical engineering*. 51 (6), 1057–61.
- [15] Hsu, W.-Y. dan Sun, Y.-N. (2009) EEG-based motor imagery analysis using weighted wavelet transform features. *Journal of neuroscience methods*. 176 (2), 310–8.
- [16] Aydemir, Ö. dan Kayıkçıoğlu, T. (2016) Investigation of the most appropriate mother wavelet for characterizing imaginary EEG signals used in BCI systems. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*. 24 38–49.
- [17] Bostanov, V. (2015) Multivariate assessment of event-related potentials with the t-CWT method. *BMC Neuroscience*. 16 73.
- [18] Hsu, W.-Y. (2015) Motor imagery EEG discrimination using the correlation of wavelet features. *Clinical EEG and neuroscience*. 46 (2), 94–9.
- [19] Simões, M.A.M. (2011) A Virtual Reality Application with a Brain-Computer Interface for Rehabilitation of Social Development in Autism, Universidade De Coimbra, 2011.
- [20] Granato, D., de Araújo Calado, V.M., dan Jarvis, B. (2014) Observations on the use of statistical methods in Food Science and Technology. *Food Research International*. 55 137–149.
- [21] Zimmerman, D.W. dan Zumbo, B.D. (1993) Relative Power of the Wilcoxon Test, the Friedman Test, and Repeated-Measures ANOVA on Ranks. *The Journal of Experimental Education*. 62 (1), 75–86.
- [22] Chatfield, M. dan Mander, A. (2009) The Skillings-Mack test (Friedman test when there are missing data). *The Stata journal*. 9 (2), 299–305.
- [23] Eisinga, R., Heskes, T., Pelzer, B., dan Te Grotenhuis, M. (2017) Exact p-values for pairwise comparison of Friedman rank sums, with application to comparing classifiers. *BMC bioinformatics*. 18 (1), 68.
- [24] Porkka, P., Jussila, J., dan Suominen, A. (2008) Using Friedman test for creating comparable group results of nonparametric innovation competence data. in: Proc. Present. Pap. 5th Int. Conf. Innov. Manag., Unu-Merit, Maastricht, the Netherlands. 722–728.
- [25] Rechy-Ramirez, E.J. dan Hu, H. (2015) Bio-signal based control in assistive robots: a survey. *Digital Communications and Networks*. 1 (2), 85–101.
- [26] Edla, D.R., Mangalorekar, K., Dhavalikar, G., dan Dodia, S. (2018) Classification of EEG data for human mental state analysis using Random Forest Classifier. *Procedia Computer Science*. 132 (Iccids), 1523–1532.
- [27] Wolpaw, J. dan Wolpaw, E.W. (2012) Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice. Oxford University Press, New York.
- [28] Akila, M., Sekar, K.S., dan Suresh, A. (2015) Smart Brain-Controlled Wheelchair and Devices Based on EEG in Low Cost for Disabled Person. *International Journal of Computers Communication Networks and Circuit Systems*. 1 (1), 291–298.
- [29] Browning, G. (2007) Emergenetics: Menyadap Ilmu Kesuksesan Baru. Gramedia, Jakarta.
- [30] Siuly, S., Li, Y., dan Zhang, Y. (2016) EEG Signal Analysis and Classification. Springer International Publishing, Cham.
- [31] Carvalho, S.N., Costa, T.B.S., Uribe, L.F.S., Soriano, D.C., Yared, G.F.G., Coradine, L.C., et al. (2015) Comparative analysis of strategies for feature extraction and

- classification in SSVEP BCIs. *Biomedical Signal Processing and Control*. 21 34–42.
- [32] Ahmad, F.K., Awwad Al-Qammaz, A.Y., dan Yusof, Y. (2016) Optimization of Least Squares Support Vector Machine Technique Using Genetic Algorithm for Electroencephalogram Multi-Dimensional Signals. *Jurnal Teknologi*. 78 (5–10), 107–115.
- [33] Torse, D., Desai, V., dan Khanai, R. (2018) Classification of EEG Signals in a Seizure Detection System Using Dual Tree Complex Wavelet Transform and Least Squares Support Vector Machine. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*. 10 (1), 56–64.
- [34] Neurosky (2009) Brain Wave Signal (EEG) of Neurosky, Inc. Neurosky, San Jose.
- [35] Larsen, E.A. dan Wang, A.I. (2011) Classification of EEG Signals in a Brain-Computer Interface System, Norwegian University of Science and Technology, 2011.
- [36] Girase, P.D. dan Deshmukh, M.P. (2016) Mindwave Device Wheelchair Control. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. 5 (6), 2172–2176.
- [37] Ahn, M., Cho, H., Ahn, S., dan Jun, S.C. (2013) High theta and low alpha powers may be indicative of BCI-illiteracy in motor imagery. *PloS one*. 8 (11), e80886.
- [38] Mohd Azali, N.N. (2015) Classification of EEG Signals for Human Computer Interface (HCI) Application, Universiti Tun Hussein Onn Malaysia., 2015.
- [39] Aydemir, Ö. dan Kayıkçıoğlu, T. (2011) Wavelet Transform Based Classification of Invasive Brain Computer Interface Data Onder. *Radioengineering*. 20 (1), 31–38.
- [40] Karimoi, R.Y., Khalilzadeh, M.A., Hossinezadeh, A.A., dan Karimoi, A.Y. (2014) EEG Signal Classification Using Bayes and Naïve Bayes Classifiers and Extracted Features of Continuous Wavelet Transform. *Majlesi Journal of Multimedia Processing*. 3 (1), 1–7.
- [41] Kumari, M. dan Somani, S.B. (2015) Enhancing the Classification Accuracy of SSVEP Based BCI Using CWT Method Along with ANN. *International Journal of Advanced Research in Engineering and Management*. 1 (1), 81–89.
- [42] Darvishi, S. dan Al-Ani, A. (2007) Brain-Computer Interface Analysis using Continuous Wavelet Transform and Adaptive Neuro-Fuzzy Classifier. in: 2007 29th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., IEEE, Lyonhal. 3220–3223.
- [43] Bassani, T. (2009) Design of A BCI System Using EEG Signal Analysis with Continuous Wavelet Transformation and Naives Bayes Classifier, Pontifical Catholic University of Paraná, 2009.
- [44] Castillo-Garcia, J., Hortal, E., Bastos, T., Ianez, E., Caicedo, E., dan Azorin, J. (2015) Active learning for adaptive brain machine interface based on Software Agent. in: 2015 23rd Mediterr. Conf. Control Autom., IEEE, Torremolinoshal. 44–48.
- [45] Pereira, D.G., Afonso, A., dan Medeiros, F.M. (2015) Overview of Friedman’s Test and Post-hoc Analysis. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*. 44 (10), 2636–2653.
- [46] Ali, Z. dan Bhaskar, S.B. (2016) Basic statistical tools in research and data analysis. *Indian journal of anaesthesia*. 60 (9), 662–669.
- [47] Uyanto, S.S. (2009) Pedoman Analisis Data dengan SPSS. III Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [48] Santoso, S. (2014) Statistik Nonparametrik: Konsep dan Aplikasi dengan SPSS. PT Elex Media Komputindo, Jakarta.
- [49] Bose, R., Khasnobish, A., Bhaduri, S., dan Tibarewala, D.N. (2016) Performance analysis of left and right lower limb movement classification from EEG. in: 2016 3rd Int. Conf. Signal Process. Integr. Networks, IEEE, hal. 174–179.
- [50] Pal, M. dan Bandyopadhyay, S. (2016) Many-objective feature selection for motor imagery EEG signals using differential evolution and support vector machine. in: 2016 Int. Conf. Microelectron. Comput. Commun., IEEE, Durgapurhal. 1–6.
- [51] Rakshit, A., Khasnobish, A., dan Tibarewala, D.N. (2016) A Naïve Bayesian approach to lower limb classification from EEG signals. in: 2016 2nd Int. Conf. Control. Instrumentation, Energy Commun., IEEE, Kolkatahal. 140–144.
- [52] Gupta, A. dan Kumar, D. (2017) Fuzzy clustering-based feature extraction method for mental task classification. *Brain Informatics*. 4 (2), 135–145.
- [53] Celecia Ramos, A. (2017) Multiple Classifier System for Motor Imagery Task Classification, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2017.