

Perancangan Sistem Optimasi Algoritma *Common Spatial Pattern* Menggunakan Perhitungan *Energy Selection* Pada Sinyal *Electroencephalogram* (EEG)

The Design Of Common Spatial Pattern Optimization Algorithm System Using Energy Selection Calculation On Electroencephalogram (EEG) Signal

Utama Swandaru Islami

Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Bandung

utamaswan@gmail.com

Abstrak

Electroencephalogram (EEG) adalah alat yang digunakan untuk merekam aktivitas kelistrikan otak manusia. Sinyal yang dihasilkan oleh EEG dalam orde kecil (orde micro) sehingga diperlukan algoritma yang tepat untuk menentukan aktivitas sinyal pada otak yang aktif. Dari penelitian – penelitian sebelumnya banyak berbagai metode yang digunakan untuk mengetahui aktivitas tersebut yang terangkum dalam metode *spatial filtering*. Diantara sekian banyak *spatial filter*, seperti *laplacian*, *Principal Componen Analysis (PCA)*, *Independent Componen Analysis (ICA)*, *Common Average Refrence (CAR)*, *Linear Descriminan Analysis (LDA)* terdapat sebuah algoritma yang paling baik dalam mendiskriminasi suatu fungsi pada sinyal otak yaitu Algoritma *Common Spatial Pattern (CSP)*. Namun CSP memiliki kekurangan yaitu CSP menganggap semua sinyal EEG pada *channel* memiliki korelasi dan keterkaitan satu sama lain sehingga CSP sulit untuk membedakan antara sinyal EEG yang sesuai dengan dengan sinyal *noise*.

Untuk mengatasi kelemahan ini berbagai metode telah dilakukan seperti *RCSP*, *ACSP*, *KCSP*, dll. Pada Tugas Akhir ini akan dilakukan perbaikan performa algoritma CSP menggunakan perhitungan *Energy Selection* pada *channel*, untuk memisahkan sinyal otak yang aktif dengan *noise*. Sehingga sinyal otak yang direkan oleh EEG bisa melihat jumlah *channel* aktif sinyal *motor imagery*.

Hasil pengujian sistem penelitian ini bahwa dengan adanya *channel selection* sinyal *motor imagery* dapat melihat jumlah *channel motor imagery* secara pasti tanpa terpengaruh oleh sinyal *noise*.

Kata Kunci : *Electroencephalogram, Motor imagery, CSP, Perhitungan Energy*

Abstract

Electroencephalogram (EEG) is a tool used to record the electrical activity of the human brain. Signals are generated by EEGs in small order so that proper algorithm is required to determine the signal activity on the active brain. From previous studies many different methods used to find out the activity are summarized in the method of *spatial filtering*. Among the many *spatial filters*, such as *laplacian*, *Principal Component Analysis (PCA)*, *Independent Component Analysis (ICA)*, *Common Average Refrence (CAR)*, *Linear Descriminan Analysis (LDA)* there is an algorithm that best discriminates a function in brain signals *Common Spatial Pattern Algorithm (CSP)*. However, the CSP has a disadvantage that the CSP considers all EEG signals on the *channel* to have correlation and interrelationship with each other so that CSPs are difficult to distinguish between EEG signals corresponding to the noise signal.

To overcome this weakness various methods have been done such as *RCSP*, *ACSP*, *KCSP*, etc. In this Final Project will improve the performance of CSP algorithm using *Energy Selection* calculation on *channel*, to separate the active brain signal with noise. So that the brain signals recorded by EEG can see the number of active *channel motor imagery* signal.

The results of testing this research system that with the *channel signal selection motor imagery* can see the number of *imagery motor channel* definitely without terpengaruh by noise signal.

Kata Kunci : *Electroencephalogram, Motor imagery, CSP, Energy Procces*

1. Pendahuluan

Otak manusia merupakan pusat dari segala pengaturan kegiatan, sirkulasi, dan manajemen tubuh. Telah dilakukan banyak penelitian terkait dengan kinerja dan optimalisasi fungsi otak, salah satu penelitian tentang otak adalah dengan meneliti sinyal otak yang menggunakan Elektroensefalogram (EEG). EEG adalah alat yang berfungsi untuk mengukur sinyal biolistrik pada jaringan otak. Dari sinyal biolistrik tersebut dapat diketahui aktivitas yang sedang berlangsung pada otak.

Penelitian – penelitian mengenai sinyal EEG yang mengenai channel selection motor imagery telah banyak dilakukan. Alejandro Gonzales Isao Nambu, Haruhide dan Yasuhiro Wada (2014) telah melakukan penelitian mengenai EEG, mereka melakukan metode untuk mengklasifikasikan event-related potentials (ERPs) P300 menggunakan kombinasi Fisher Discriminant Analysis (FDA) dan algoritma Multiobjective Hybrid Real-binary Particle Swarm Optimization (MPHSO). Yang berfungsi untuk mengklasifikasikan sinyal [9]. Lahane dan Sangiah (2015) melakukan pendekatan emosi berdasarkan pengenalan dan klasifikasi yang bertujuan mengekstraksi fitur sinyal EEG dan mengoptimalkan penggunaan memori selama proses [10]. Dari semua penelitian yang dilakukan pada intinya adalah untuk mengoptimalkan ekstraksi fitur pada EEG. Dengan demikian penulis menemukan suatu celah penelitian untuk melakukan optimalisasi sinyal EEG sebagaimana telah dilakukan pada penelitian – penelitian sebelumnya.

Pada penelitian ini akan mengoptimasi sinyal EEG dengan merancang Channel Selection Filter pada data input EEG. Pada penelitian ini algoritma Common Spatial Pattern (CSP) akan digunakan sebagai parameter metode untuk optimalisasi perancangan filter.

2. Landasan Teori

2.1 Brain Computer Imagery (BCI)

Brain Computer Interface atau yang biasa disebut dengan BCI merupakan suatu teknologi berkomunikasi dengan otak manusia tanpa menggunakan otot, suara dan sebagainya yang melibatkan fungsi motorik. Secara umum konsep dari BCI adalah dengan gelombang otak sebagai masukan sistem, komputer sebagai pengolah dan penerjemah. Konsep umum ini dapat dipakai di sistem apapun asalkan algoritma yang digunakan mampu mengenali pola dari gelombang otak sesuai dengan kebutuhan sistem. Gelombang otak memiliki pola yang berbeda ketika seseorang melakukan aktivitas yang berbeda.

Aplikasi dari sistem BCI sangat beragam. Aplikasi medis naupun aplikasi tambahan untuk membantu mempermudah aktivitas manusia telah banyak dikembangkan. Bahkan dengan sistem BCI, telah banyak dikembangkan bisnis, edukasi, permainan dan keamanan berbasis pada pembacaan gelombang otak manusia. Aplikasi BCI kali ini berfokus pada BCI sebagai medis. Penggunaan BCI pada medis dibagi menjadi tiga, yaitu pencegahan, deteksi dan diagnosa rehabilitasi dan perbaikan.



Gambar 1 Aplikasi BCI di Bidang Medis

2.2 Electroencefalogram (EEG)

Elektroensefalogram (EEG) adalah suatu tes yang dilakukan untuk mengukur aktivitas kelistrikan dari otak untuk mendeteksi adanya kelainan dari otak. Tindakan ini menggunakan sensor khusus yaitu elektroda yang dipasang di kepala dan dihubungkan melalui kabel menuju komputer [3]. EEG merupakan sinyal otak yang diperoleh dengan metode *non-invasive*, sehingga lebih aman bagi pengguna karena tidak memerlukan adanya pembedahan pada otak. EEG akan merekam aktivitas elektrik dari otak, yang di representasikan dalam bentuk garis gelombang. Teknologi yang memanfaatkan sinyal EEG untuk melakukan kontrol atau komunikasi dengan suatu perangkat luar dikenal dengan nama *Brain Computer Interface* (BCI). Salah satu jenis sinyal EEG yang digunakan pada sistem BCI adalah sinyal *Event-Related synchronization/Synchronization* (ERS/ERD) yaitu jenis sinyal EEG yang muncul sebagai akibat dari adanya pergerakan motorik yang dilakukan oleh organ tubuh. Suatu gerakan yang sesuai akan mengakibatkan terjadinya kenaikan dan penurunan amplitudo sinyal EEG dalam rentang frekuensi yang spesifik. Didalam otak manusia memiliki 118 kanal motorik [2][6]. Namun EEG memiliki kelemahan, yaitu EEG tidak bisa membedakan antara gelombang *channel* motorik atau bukan. Terdapat beberapa tipe gelombang elektrik otak yang dapat dihasilkan dari tes EEG [7], diantaranya adalah :

1. Gelombang alpha

Gelombang alpha merupakan gelombang otak dengan rentang frekuensi antara 8 – 14 Hz. Alpha mengindikasikan seseorang dalam keadaan kondisi pikiran relaks. Gelombang ini paling besar muncul pada bagian otak daerah perindah pergerakan tangan kanan dan tangan kiri

2. Gelombang beta

Gelombang beta merupakan gelombang otak dengan rentang frekuensi 13 – 30 Hz. Beta adalah gelombang otak yang biasanya terjadi pada saat seseorang sedang aktif berpikir, aktif konsentrasi atau sedang fokus dalam memecahkan suatu permasalahan. Beta terbagi menjadi 2 bagian, yaitu : beta low (13-20 Hz) dan beta high (20-30 Hz).

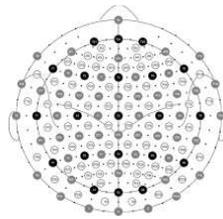
3. Gelombang delta

Gelombang delta merupakan gelombang otak dengan rentang frekuensi antara 0.5 – 4 Hz. Delta muncul pada saat seseorang sedang dalam tidur nyenyak. Sinyal ini dapat pula mengidentifikasi adanya cacat fisik di otak

4. Gelombang theta

Gelombang theta merupakan gelombang otak dengan rentang frekuensi 4 – 8 Hz. Theta muncul pada seseorang sedang mengalami stress secara emosional seperti kekecewaan.

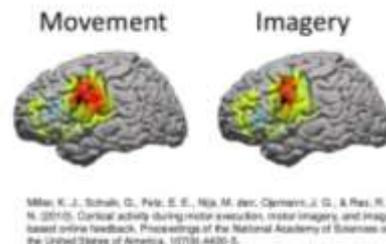
Channel yang dimiliki otak manusia sangatlah banyak sekali, tetapi *channel* yang dimiliki untuk motorik sejumlah 118 *channel* [5].



Gambar 2 Total Channel Manusia [5]

2.3 Sinyal EEG Motor Imagery

Motor imagery merupakan salah satu jenis sinyal EEG yang berasal dari aktivitas imajinasi motorik seseorang yang merekam mekanisme dalam kelistrikan syaraf di otak. Sinyal otak ini salah satunya dapat berguna untuk terapi dan rehabilitasi pasien stroke (lihat gambar 3). Sinyal *motor imagery* berada pada bagian otak pre-motorik cortex sebagaimana terlihat pada gambar



Gambar 3 Bagian Otak yang Aktif untuk Aktifitas Motor Imagery [10]

Sinyal EEG *motor imagery* berbeda dengan sinyal motorik, walaupun ada bagian otak aktif yang sama. *Motor imagery* dapat dibuat melalui beberapa stimulus yang diantaranya melalui stimulus visual atau stimulus audio. Jenis stimulus yang diberikan akan menentukan lokasi *channel* mana saja yang aktif. Sebagai contoh jika stimulus visual yang diberikan, maka komposisi *channel* yang aktif adalah di antara bagian visual dan motorik, begitu pula jika stimulus yang diberikan berasal dari audio, maka komposisi *channel* yang aktif akan berada diantara daerah audio dan motorik pada otak.

2.4 Common Spatial Pattern (CSP)

Common Spatial Pattern (CSP) adalah suatu metode yang sangat bagus untuk ekstraksi fitur. Itu menghasilkan satu set *spatial filters* yang dapat digunakan untuk mendefinisikan data multidimensi menjadi satu set komponen berkorelasi [8]. CSP merupakan suatu metode yang baik dalam membedakan dua kelas data EEG dengan mencari satu variasi maksimum dari sinyal multi-kanal.

Untuk lebih jelasnya, proses CSP dapat diatur menjadi enam langkah:

1. Memperoleh sampel kovarians-dengan asumsi diambil percobaan tunggal, jumlah sampel matriks kovarians untuk percobaan ini dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (1):

$$C_y = \frac{1}{n_y} \sum \frac{E_j(y)E_j^T(y)}{\text{trace}(E_j(y)E_j^T(y))} \quad (1)$$

Jika E_j = EEG signal for the j -th trial
 n_y = number of trials for the y class
 y = class (e.g. left and right)

2. Menggabungkan sampel dan memperoleh *eigenvalue*, menggabungkan *spatial covariance* dari dua kelas, seperti persamaan (2):

$$C_t = C_1 + C_2 \quad (2)$$

Jika C_1 rata – rata *spatial covariance* kelas 1 dan C_2 rata – rata *spatial covariance* kelas 2. Setelah *spatial covariance* digabung, maka ditemukan formula (3):

$$C_t = \hat{U}\hat{A}\hat{U}^T \quad (3)$$

Dimana \hat{U} adalah matriks yang *eigenvector* dan \hat{A} adalah matriks diagonal

3. Mendapatkan data kesatuan untuk kedua *eigenvalues*. *Eigenvalues* diperoleh dengan mengurutkan dalam urutan menurun. Dapat dilihat dipersamaan (4):

$$\hat{P} = \hat{A}^{-1/2}\hat{U}^T \quad (4)$$

4. Memisahkan data ke masing – masing kelas. Dengan melihat persamaan (5) dan (6):

$$S_1 = \hat{P}C_1 \hat{P}^T \quad (5)$$

$$S_2 = \hat{P}C_2 \hat{P}^T \quad (6)$$

Dan *eigenvector* umum menggunakan persamaan (7) dan (8):

$$S_1 = B\lambda_1 B^T \quad (7)$$

$$S_2 = B\lambda_2 B^T \quad (8)$$

5. Mengambil yang paling sedikit *eigenvalue*. Proyeksi matriks yang terbentuk berdasarkan persamaan (9):

$$\hat{W}_0 = B^T \hat{P} \quad (9)$$

Untuk pola diskriminatif, pertama dan tiga kolom terakhir \hat{W}_0 disimpan dalam bentuk \hat{W} .

6. Ekstrak fitur dari data dan menyederhanakannya menjadi nilai tunggal untuk setiap kanal. Untuk ekstrak fitur, percobaan X adalah diproyeksikan pada persamaan:

$$\hat{Z} = \hat{W}^T X \quad (10)$$

Akhirnya, fitur *Q-Dimensional* vektor \hat{y} adalah terbentuk dari varians \hat{Z} , persamaan :

$$\hat{y}_q = \log \left(\frac{\text{var}(\hat{z}_q)}{\sum_{q=1}^Q \text{var}(\hat{z}_q)} \right) \quad (11)$$

where $\hat{y}_q = q$ -th komponen dari \hat{y}

$\hat{z}_q = q$ -th deretan \hat{Z}

$\text{var}(\hat{Z}_q) = \text{varians } \hat{Z}_q \text{ vektor}$

2.5 Extreme Learning Machine (ELM)

Extreme Learning Machine (ELM) merupakan metode pembelajaran baru dari jaringan syaraf tiruan. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Huang (2004). ELM merupakan jaringan syaraf tiruan feedforward dengan *Single Hiddel Layer Feedforward neural Network* (SLFNs).

Metode pembelajaran ELM dibuat ntuk mengatasi kelemahan – kelemahan dari jaringan syaraf tiruan *feedforward* terutama dalam hal *learning speed*.

2.6 Perhitungan Energi

Perhitungan *energy selection* telah digunakan pada dua penelitian yang berkaitan dengan CUR Decomposition. Pada kedua penelitan tersebut, metode ini digunakan untuk menentukan nilai khusus yang terindikasi dengan nilai yang tinggi. Untuk penerapannya pada sinyal EEG, nilai energi tinggi yang dihasilkan dapat didefinisikan sebagai nilai sinyal yang sebenarnya (bukan *noise*). Rumus perhitungan energi ini diimplementasikan dalam operasi matriks. Berikut rumus *energy selection*:

$$p_i = \frac{\sum_{j=1}^n A(i,j)^2}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n A(i,j)^2} \quad (11)$$

Dimana $i = 1, 2, \dots, n$

Pada rumus (11), i merupakan identitas pembentuk dimensi matrik dimana i adalah baris dan j adalah kolom. Rumus (11) kemudian disebut sebagai rumus energy. Secara umum, rumus (11) ini digunakan pada operasi data berjumlah banyak berbentuk matriks dengan mengkuantisasi nilai yang khusus yang biasanya dengan mudah didefinisikan sebagai nilai dengan ciri yang diinginkan atau nilai yang dapat mewakili nilai-nilai lain yang ada di sekitarnya.

3. Perancangan

3.1 Dataset EEG

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang didapatkan dari *Fraunhofer FIRST*, *Intelligent Data Analysis Group* (Klaus-Robert Müller, Benjamin Blankertz), and *Campus Benjamin Franklin of the Charité - University Medicine Berlin, Department of Neurology, Neurophysics Group* (Gabriel Curio).

Dataset EEG merupakan data input sistem sinyal yang berbentuk matriks. Yang didefinisikan bahwa baris adalah waktu dan kolom adalah *channel*.

Dataset ini diperoleh dari 5 subyek dengan kondisi yang sehat. Pengambilan dataset ini dilakukan sebanyak 4 sesi tanpa berulang. Pengambilan data dilakukan selama 3,5 detik yang terdiri dari tiga gerakan motorik, diantaranya gerak tangan kiri (L), gerak tangan kanan (R) dan gerak kaki kanan (F). Subyek mengikuti perintah pada layar dengan periode perintah 1,75 – 2,25 detik secara acak, dimana subyek dalam keadaan rileks. Ada dua tipe stimulasi visual.

3.2 Preprocessing

Pada tahap ini, seluruh dataset difilter menggunakan filter butterworth orde 3 dengan rentang frekuensi 8 – 14 Hz. Penggunaan rentang frekuensi tersebut didasarkan pada asumsi gelombang otak alpha yang dominan berfungsi dalam motor imagery.

Pada tahap ini nilai – nilai pada kolom matriks dihitung energinya menggunakan rumus energi pada nomor (11) dan (12). Setelah itu, dihitung rata – rata energi pada setiap kolom matriks. Kemudian kolom – kolom pada matriks tersebut diurutkan dari energi rata – rata tertinggi hingga terendah. Rata – rata energi yang sudah terurut kemudian dengan ketentuan jumlah channel 15 , 30 , 45 , 60 , 75 , 90 , dan 105.

3.3 Ekstraksi Ciri (Feature Extraction)

Tahap ini merupakan proses ekstraksi ciri sinyal EEG sebagaimana proses dan algoritmanya. Pada proses ini dilakukan implementasi algoritma CSP dengan dua skenario umum:

1. Dataset EEG diproses tanpa perhitungan energy. Data dengan 118 *channel* langsung diproses oleh algoritma CSP untuk didapatkan ciri sinyal *motor imagery*, kemudian proses ini disebut CSP orisinal.
2. Dataset EEG diproses menggunakan filter dengan ketentuan jumlah *channel* sebagaimana telah didefinisikan. Yang menjadi pembeda dengan proses CSP orisinal adalah tahap filter yang berada di antara dataset dan CSP. Tahap inilah yang menjadi fokus dan *concern* penulis dalam penelitian ini.

3.4 Klasifikasi Fitur

Setelah mendapatkan ciri sinyal *motor imagery*, tahap selanjutnya adalah membuat klasifikasi ciri sinyal menggunakan algoritma *extreme learning machine (ELM)* dengan rasio jumlah data latih berbanding data uji adalah 50%

4. Pengujian dan Analisa Sistem

Untuk mengetahui kualitas perancangan sistem maka diperlukan skenario pengujian agar mudah untuk dianalisis. Skenario pengujian sistem ini terbagi menjadi beberapa bagian yaitu:

1. Akurasi Channel

Skenario akurasi *channel* merupakan scenario menghitung akurasi. Akurasi yang dihitung adalah akurasi CSP orisinal dan akurasi CSP dengan perhitungan energy. Setelah dihitung akurasinya, kemudian dianalisis performanya dengan membandingkan kedua akurasi CSP tersebut. Perhitungan akurasi dilakukan di setiap dan semua subyek dengan jumlah *channel* yang berbeda-beda sebagaimana telah disebutkan pada bab III. Analisis akurasi untuk setiap subyek dilakukan untuk melihat efektifitas metode perhitungan energy dalam menentukan komposisi *channel*.

Pengujian ini dilakukan dengan melakukan pengujian *testing accuracy* antara 118 *channel* dan *sample channel* pada setiap dataset. Bisa terlihat nilainya pada tabel 1.

Tabel 1 Tes Akurasi

CHANNEL	DATASET					RATA - RATA (%)
	AA (%)	AL (%)	AV (%)	AW (%)	AY (%)	
118	50,9	89	57,9	62	56,7	63,3
15	61,6	65,2	64,5	59,2	75,9	65,3
30	57,7	72,5	54,1	66,3	67	63,5
45	48,8	87,4	63	58,1	54,4	62,4
60	52,8	89	59,2	70,1	56,9	65,6
75	48,4	92,7	61,4	68,1	58,5	65,8
90	52,8	90,8	51,3	69,7	61,1	65,1

105	0,455	0,902	0,613	0,721	0,457	0,63
-----	-------	-------	-------	-------	-------	------

Berdasarkan hasil akurasi rata-rata tertinggi, maka penentuan komposisi channel aktif untuk semua subjek adalah channel dengan jumlah 75 buah. Penentuan ini akan diberlakukan untuk pengujian lainnya dalam penentuan channel aktif persubjek dan channel aktif pada data set serta pemetaan channel.

2. Seleksi Channel

Seleksi channel merupakan langkah pengujian system lanjutan setelah pengujian akurasi sistem. Selain tingkat akurasi yang diukur kemudian diikuti informasi jumlah komposisi channel aktif yang optimal, langkah pengujian selanjutnya adalah melakukan pemetaan channel mana saja yang aktif. Pemetaan channel aktif ini dilakukan pada tiap subjek berdasarkan jumlah komposisi channel tiap subjek yang memiliki nilai akurasi tertinggi, lihat tabel 4.2. Dari pemetaan channel aktif ini, kemudian dianalisis letak kesesuaiannya terhadap lokasi sinyal aktif pada scalp. Channel yang aktif digambarkan dengan lingkaran merah pada peta channel.

Tabel 2 Channel Selection berdasarkan Dataset

DATASET	CHANNEL	AKURASI (%)
AA	15	61,6
AL	75	92,7
AV	15	64,5
AW	90	69,7
AY	15	75,9

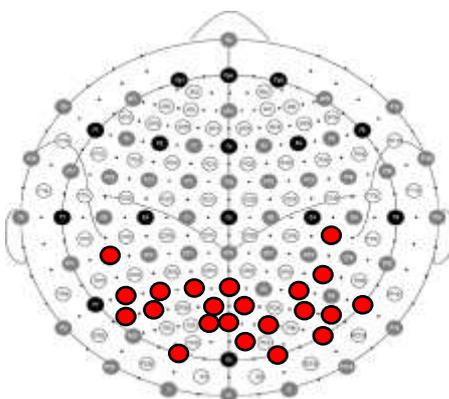
Pada setiap dataset menghasilkan nilai akurasi tertinggi pada channel yang berbeda – beda. Setiap channel memiliki nama dan posisi yang berbeda – beda, pada gambar dibawah titik merah adalah channel adalah channel aktif motor imagery.

3. Pemetaan Channel

Pemetaan channel merupakan bagian pengujian system tahap akhir yang bertujuan untuk memastikan bahwa sinyal motor imagery pada semua subjek berada pada are pre-motor cortex. Cara yang dilakukan adalah dengan mencari irisan channel-channel aktif dari tiap subjek. Channel-channel aktif pada subjek dicari irisannya berdasarkan komposisi jumlah channel dengan energy rata-rata tertinggi, yaitu pada 75 buah channel. Pemilihan irisan channel dicari dengan ketentuan channel tersebut (channel yang sama) aktif di 5 (seluruh) atau 4 subjek. Hasil irisan channel aktif telah didapatkan sebanyak 23 buah channel dengan peta sebagaimana tergambar pada gambar 4 dan tabel 3.

Tabel 3 Akurasi 23 channel

DATASET	118 channel	23 Channel
AA	0,509	0,56
AL	0,89	0,68
AV	0,579	0,604
AW	0,62	0,667
AY	0,567	0,628
Average	0,633	0,628



Gambar 4 Pemetaan 23 Channel

Pada tabel 3 dan gambar 4 terlihat pada dataset AA, AV, AW, dan AY memiliki nilai akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan nilai 118 *channel* originalnya, hanya saja pada dataset AL memiliki nilai akurasi lebih rendah. Tetapi ini sudah cukup membuktikan bahwa *channel motor imagery* yang aktif pada otak manusia adalah 23 *channel*.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian serta uji coba pembuatan desain *filter channel motor imagery* pada otak manusia, terdapat beberapa hal yang dapat disimpulkan, antara lain:

1. *Filter* yang dibuat dapat bekerja dengan baik, dengan akurasi setiap dataset melebihi nilai dari jumlah *channel original*.
2. Peningkatan akurasi tertinggi adalah mencapai 4% dengan efektifitas pengurangan jumlah *channel* yang aktif mencapai 37%
3. Metode pemilihan *channel* aktif dengan metode perhitungan energy dapat menjadi salah satu metode pemilihan sinyal pada EEG atau dengan kata lain dapat berperan sebagai filter.
4. Sinyal EEG *motor imagery* merupakan sinyal yang unik. Walaupun setiap subjek diberikan stimulus yang sama untuk menghasilkan sinyal *motor imagery*, namun komposisi *channel* yang aktif pada tiap subjek berbeda-beda.
5. Sinyal *motor imagery* yang aktif pada dataset (semua subjek) dapat dicari dengan melakukan proses interseksi atau irisan pada *channel-channel* aktif di tiap subjek.
6. Dengan output metode perhitungan energy yang menghasilkan data dengan ukuran lebih kecil, etode ini dapat diimplementasikan untuk skema real time atau penerapan fungsi sinyal secara langsung yang memerlukan proses dengan ukuran data yang lebih kecil namun dengan akurasi yang baik.

5.2 Saran

Dalam upaya pengembangan penelitian ini beberapa saran dari penulis berikan, diantaranya:

1. *Channel selection* yang yang dipilih hendaknya diperbanyak lagi yaitu 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 110 *channel selection*
2. Untuk mendapatkan hasil yang lebih meyakinkan, jumlah dan jenis dataset perlu ditambah

Daftar Pustaka

- [1] Ang, K. K., Chin, Z. Y., Zhang, H., & Guan, C. (2008). Filter Bank Common Spatial Pattern (FBCSP), 2391–2398.
- [2] Iru, R., Lq, K., Dvhg, P., Frpsxwhu, U., Vljqdo, F., Fodvvli, W., & Wkh, L. Q. J. (2005). &rprq 6sdwldo 3dwwhuq 0hwkrg iru &kdqgho 6hohfwlrq lq Orwru ,pdjhu\ %dvhg %udlq frpsxwhu ,qwhuidfh, 5392–5395.
- [3] Lee, H., & Choi, S. (n.d.). CUR+NMF for Learning Spectral Features from Large Data Matrix, (4).
- [4] Lu, H., Eng, H., Guan, C., & Member, S. (2010). Regularized Common Spatial Pattern With Aggregation for EEG Classification in Small-Sample Setting, 57(12), 2936–2946.
- [5] Lu, H., Plataniotis, K. N., & Venetsanopoulos, A. N. (n.d.). Regularized Common Spatial Patterns with Generic Learning for EEG Signal Classification.
- [6] Mitrovic, N., Asif, M. T., Rasheed, U., Dauwels, J., & Jaillet, P. (2011). CUR Decomposition for Compression and Compressed Sensing of Large - Scale Traffic Data.
- [7] Yulianto, E., Susanto, A., Widodo, T. S., & Wibowo, S. (n.d.). Spektrum Frekuensi Sinyal EEG Terhadap Pergerakan Motorik dan Imajinasi Pergerakan Motorik, 21–32.
- [8] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K. R. Müller, “Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 25, no. 1, pp. 41–56, 2008.

- [9] Gonzalez, A., Nambu, I., Hokari, H., & Wada, Y. (2014). EEG *Channel* Selection Using Particle Swarm Optimization for the Classification of Auditory Event-Related Potentials, 2014.
- [10] Musa, S. B., Pembimbing, D., Magister, P., Keahlian, B., Cerdas, K., Visi, D. A. N., ... Informasi, F. T. (2017). Klasifikasi Emosi Sinyal EEG berdasarkan Empirical Mode Decomposition dan Wavelet Packet Decomposition menggunakan Logarithmic Learning for Generalized Classifier Neural Network.