

PERANCANGAN SISTEM *BRAIN COMPUTER INTERFACE* UNTUK KLASIFIKASI DEMENSIA BERDASARKAN SINYAL *ELECTROENCEPHALOGRAPH* DENGAN METODE *HILBERT HUANG TRANSFORM*

THE DESIGN OF BRAIN COMPUTER INTERFACE SYSTEM FOR CLASSIFICATION OF DEMENTIA'S ELECTROENCEPHALOGRAPH SIGNAL USING HILBERT HUANG TRANSFORM METHOD

Arifia Putri Hidayati

Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
arifiaputri@telkomuniversity.ac.id,

Abstrak

Demensia merupakan gangguan sistem syaraf pada otak yang menyebabkan berbagai reaksi pada tubuh manusia. Salah satunya dengan berkurangnya kemampuan untuk memahami perkataan orang lain dan hilangnya memori. Penyakit ini akan bertambah buruk seiring berjalannya waktu. Pada umumnya demensia dapat dideteksi dengan menggunakan elektroensefalograf. Elektroensefalograf merupakan alat yang digunakan untuk mengukur aktivitas kelistrikan pada otak. Penyakit demensia ditandai oleh perlambatan respon pada otak yang kemudian mempengaruhi memori pada otak. Elektroensefalograf menggunakan sensor khusus berupa elektroda yang dipasang dikepala. Pada penelitian sebelumnya, pengolahan sinyal EEG dilakukan menggunakan menggunakan metode *fast forward transform* (FFT). Adapun analisis mengenai filter sinyal EEG khususnya pada demensia belum banyak dilakukan. Pada penelitian ini, analisis penggunaan filter untuk pengolahan sinyal demensia dilakukan dengan beberapa metode *filtering*, yaitu dengan menggunakan *butterworth*, *empirical mode decomposition* (EMD) yang merupakan bagian dari *hilbert huang transform* (HHT) dan pemilihan *band* frekuensi. Untuk mengetahui efektifitas penerapan filter tersebut, digunakanlah pengukuran akurasi untuk mengukur performa perancangan sistem BCI. Pada perancangan sistem ini, sistem BCI ini menggunakan *entropy* sebagai bentuk ekstraksi cirinya dan *support vector machine* (SVM) sebagai metode klasifikasinya. Berdasarkan hasil pengujian didapatkan bahwa EMD terbukti dapat meningkatkan akurasi hingga lebih dari 3% dari *butterworth* dengan tipe gelombang frekuensi (*alpha*) dan akurasi tertinggi yang dicapai yaitu 80.70%. Sebagai kesimpulan dari penelitian ini, sistem BCI menunjukkan hasil yang lebih akurat dengan menggunakan EMD sebagai filter. Dengan demikian, EMD dapat berfungsi sebagai filter sinyal EEG pada sistem deteksi demensia.

Kata kunci : *Brain-Computer Interface (BCI)*, *Electroencephalography (EEG)*, *Hilbert Huang Transform (HHT)*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Dementia*.

Abstract

Dementia is a nervous system disorder in brain that causes various reactions in the human body. One of them is the reducing of ability to understand other people's words and memory loss. This disease will get worse with time. In general, dementia can be detected using an electroencephalograph. Electroencephalograph is a tool that used to measure electrical activity in brain. Dementia is characterized by a slowed response in the brain which can affects the memory part in brain. The electroencephalograph uses a special sensor in the form of an electrode that is mounted on the head. In previous studies, EEG signal processing was carried out using the fast forward transform (FFT) method. The analysis of the EEG signal filter, especially in dementia, has not been widely carried out. In this study, the analysis of filters that using for dementia signal processing was carried out by several filtering methods, there are using butterworth, empirical mode decomposition (EMD) which is the part of Hilbert Huang transform (HHT) and selecting the frequency band. To determine the effectiveness of the application of these filters, accuracy measurements are used to measure the performance of the BCI system design. In designing this system, the BCI system uses entropy as its feature extraction form and support vector machine (SVM) as its classification method. Based on the test results, it was found that EMD was proven to be able to increase the accuracy until more than 3% compared to butterworth with the frequency wave type (alpha) and the highest accuracy achieved was 80.70%. As a conclusion from this research, the BCI system shows that the result is more accurate using EMD as a filter. Thus, EMD can function as an EEG signal filter in dementia detection systems.

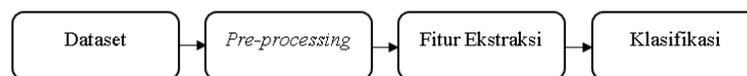
Keywords: *Brain-Computer Interface (BCI)*, *Electroencephalography (EEG)*, *Hilbert Huang Transform (HHT)*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Dementia*.

1. Pendahuluan

Demensia merupakan penyakit yang menyebabkan berkurangnya kemampuan seseorang dalam melakukan kegiatan sehari-hari dimana gejala umum yang ditunjukkan yaitu hilangnya memori, kesulitan memahami perkataan orang lain, perubahan kepribadian atau suasana hati pada penderitanya. Populasi orang tua yang terdiagnosis demensia dilaporkan sebanyak 6% di seluruh dunia, dan jumlah ini diproyeksikan bertambah tiga kali lipat pada tahun 2050 [1]. Mengamati kenaikan presentase tersebut diperlukan upaya untuk mengurangi jumlah penderita demensia yaitu dengan pembaharuan mekanisme diagnosis yang salah satu caranya menggunakan *function Magnetic Resonance Imaging* (fMRI). Namun, penggunaan fMRI memerlukan biaya yang tidak sedikit dan disamping alatnya yang tidak *portable*. Alternatif lain yang dapat dilakukan untuk deteksi dini yaitu dengan menggunakan Elektroensefalograf yang dapat digunakan untuk mendeteksi sinyal demensia pada otak. Elektroensefalograf adalah alat yang dapat merekam aktivitas listrik pada otak [2]. Gelombang frekuensi dan isi energi dari sinyal *Elektroensefalogram* (EEG) memuat informasi tentang sifat penyakit yang mempengaruhi otak manusia sehingga tidak perlu dilakukan pembedahan pada otak. Pada penelitian sebelumnya pengolahan sinyal EEG telah dilakukan menggunakan metode *fast forward transform* (FFT) dan k-NN sebagai klasifikasi dengan akurasi sebesar 97% [3]. Ada pun penelitian sebelumnya pengolahan sinyal EEG khususnya pada demensia menggunakan metode *wavelet transform* (WT) dan SVM sebagai klasifikasi dengan akurasi 82.20% [4]. Tetapi pada penelitian-penelitian sebagaimana disebutkan sebelumnya, analisis mengenai filter sinyal EEG demensia tidak dilakukan. Berdasarkan permasalahan tersebut, pada penelitian ini dilakukan perancangan sistem deteksi sinyal demensia dengan optimalisasi data melalui proses *filtering*. Proses *filtering* pada perancangan sistem ini menggunakan beberapa metode yaitu EMD, *butterworth*, dan pemilihan *band* frekuensi yang tepat. Selain itu, sistem ini akan di rancang menggunakan HHT sebagai metode ekstraksi ciri dan SVM sebagai metode klasifikasi sinyal EEG.

2. Material dan Metodologi

Pada Gambar 1 menjelaskan tahapan sistem yang dirancang pada penelitian ini adalah sistem BCI pendeteksi sinyal EEG untuk demensia. Secara garis besar sistem ini dibagi menjadi empat bagian proses utama, yaitu akuisisi data, *pre-processing*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Konfigurasi utama pada penelitian ini adalah tahap *pre-processing* dimana sistem BCI dianalisa performanya dengan menggunakan beberapa skema filter sinyal.



Gambar 1. Metode Penelitian

2.1. Klasifikasi Demensia

Demensia adalah istilah yang digunakan untuk melukiskan gejala-gejala sekelompok penyakit yang mempengaruhi otak. Tanda tanda umum demensia dapat termasuk sering lupa, semakin lama semakin berat, bingung, kepribadian yang berubah, menyendiri dan kurang peduli. Demensia dapat menyerang siapa saja, kebanyakan adalah orang tua. Ada beberapa penyakit yang menyebabkan demensia. Beberapa bentuk demensia yang paling umum ada beberapa macam yaitu, *Alzheimer Disease*, *Vascular Dementia*, *Lewy Body Disease*, dan *Frontotemporal Dementia* [4].

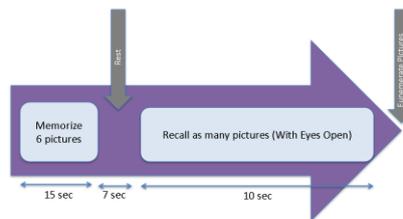
Vascular dementia merupakan kerusakan daya kognitif yang disebabkan oleh rusaknya pembuluh darah pada otak. Penyebabnya dapat berupa stroke, atau beberapa serangan otak yang terjadi selama beberapa waktu. Gejala *Vascular dementia* dapat terjadi secara tiba-tiba setelah suatu serangan otak, atau perlahan saat terdapat penyakit pada pembuluh darah yang bertambah parah [4].

Stroke merupakan gangguan fungsi sistem saraf yang terjadi secara mendadak dan terjadi di dalam otak yang disebabkan oleh gangguan pembuluh darah. Penyakit stroke telah banyak mengakibatkan kecacatan seperti kelumpuhan dalam berbicara, proses berfikir, kemampuan dalam mengingat, gangguan gerak dan juga kecacatan lain sebagai akibat dari gangguan fungsi yang terjadi pada otak [5]. Diagnosis pada penyakit stroke dengan EEG juga terkait dengan fungsi sirkulasi pada darah di sekitar otak sebagai pembawa oksigen ke otak [6]. Dan pembacaan pada sinyal EEG yang dilakukan oleh dokter dengan mengamati irama atau kerapatan gelombang, amplitude dan kehadiran gelombang frekuensi. Tetapi semua itu perlu diterjemahkan agar dapat dibaca oleh komputer. Analisis sinyal EEG dapat dilihat berdasarkan komponen komponen gelombang daerah frekuensinya [7].

2.2. Pengambilan Data

Pada penelitian ini menggunakan data sinyal EEG untuk sinyal stroke dan stroke demensia. Pengambilan data dilakukan dengan persetujuan etik Hospital Universiti Kebangsaan Malaysia (HUKM) Malaysia. Pengambilan data dilakukan terhadap 52 orang dengan rentang usia 40-60 tahun menggunakan EEG BRI-32 dengan 32 kanal dengan komposisi AF3, AF4, C3, C4, CP3, CP4, CPZ, CZ, F3, F4, F7, F8, FC3, FC4, FCZ, FP1,

FP2, FT7, FT8, O1, O2, P3, P4, P7, P8, PZ, T7, T8, TP7, FP8. Proses pengambilan data pada responden dilakukan dengan mata tertutup dan terbuka dalam keadaan rileks. Responden diminta untuk mengingat enam buah gambar yang kemudian menyebutkan nama gambar-gambar tersebut di waktu yang berbeda. Berikut Gambar 2 merupakan alur pengambilan data EEG pada responden.



Gambar 2. Waktu percobaan akuisisi data

Secara umum, waktu spesifik pada saat pengambilan data di tunjukkan pada Gambar 3. Pasien diberikan perintah dan beberapa pertanyaan untuk menentukan jika pada saat tes berlangsung respon yang diberikan oleh pasien tersebut baik.



Gambar 3. Proses pengambilan data.

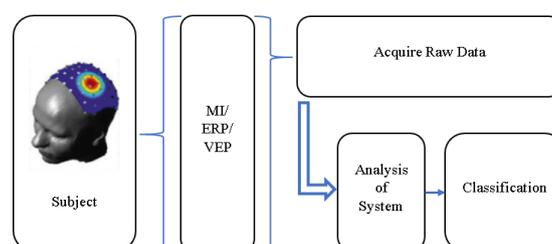
2.3. Preprocessing

Pada tahap ini sinyal akan dioperasikan dengan program MATLAB R2018a. Filter yang digunakan pada perancangan sistem ini adalah EMD dari HHT yang secara adaptif bisa merepresentasikan suatu sinyal yang sifatnya *non-stationary* seperti sifat dari sinyal EEG. Ada pun juga digunakan filter *butterworth bandpass filter* ber orde 14 dengan menggunakan semua gelombang frekuensi yaitu alpha, beta, tetha, gamma dan delta. Pengolahan sinyal EEG ini dilakukan agar pembacaan klasifikasi yang dilakukan oleh sistem menjadi lebih mudah sesuai dengan parameter yang sudah ditentukan sebelumnya.

2.4. Pelatihan Model

Pelatihan model merupakan proses pelatihan mengenali objek dan mengklasifikasikannya sesuai dengan kelasnya. Penelitian ini menggunakan sistem BCI (*Brain Computer Interface*).

BCI adalah sistem komunikasi yang memungkinkan adanya interaksi antara otak manusia dengan mesin/device tanpa adanya kontak fisik dengan menggunakan sinyal EEG yang dihasilkan dari aktivitas otak manusia [8]. Pada prinsipnya, semua jenis sinyal otak dapat digunakan untuk mengontrol sistem BCI. Sinyal yang paling sering dipelajari adalah sinyal listrik sebagai aktivitas otak yang diukur dengan cara menempelkan elektroda pada kulit kepala (EEG) [9]. Dalam BCI, sinyal yang umum digunakan berupa *Motor Imagery (MI)*, *Evoked-Related Potential (ERP)* dan *Visual Evoked Potential (VEP)* [10]. Skema yang digunakan dalam BCI dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Skema Sistem BCI

Hilbert Huang Transform (HHT) mewakili sinyal yang dianalisis dalam domain frekuensi waktu dengan menggabungkan EMD dengan Transformasi Hilbert [11]. HHT diterapkan terutama dalam menganalisis sinyal dengan sifat non-stasioner dan non linear. Inti dari teknik dekomposisi sinyal adalah dengan ekstraksi dari setiap sinyal, sehingga memiliki kemampuan yang baik dalam pengolahan sinyal seperti EEG [12].

Empirical Mode Decomposition (EMD) merupakan metode yang efisien untuk proses dekomposisi sinyal [13]. Sifat non-stasioner dan non linear dimiliki oleh sinyal EEG. Oleh karena itu, EMD dikembangkan untuk menjadi metode efektif untuk pemrosesan sinyal EEG [14]. Pada metode ini, setiap sinyal (Gambar 2.7) akan diuraikan menjadi beberapa fungsi mode interinsik (IMF) (Gambar 2.8) dan menghitung informasi statistik sebagai fitur untuk klasifikasi. Setiap IMF memenuhi 2 kondisi penting, yaitu [13]:

- a. Pada dataset lengkap, total jumlah maxima dan minima dan jumlah *zero-crossing* harus sama atau tidak boleh berbeda dengan lebih dari satu.
- b. Nilai rata-rata untuk maxima dan minima harus nol.

Support Vector Machine (SVM) dianggap memiliki generalisasi yang tinggi dan kemampuan yang baik untuk mengolah data berdimensi tinggi seperti sinyal EEG [15]. Proses pengklasifikasian sinyal dibutuhkan untuk menentukan sinyal yang didapatkan sesuai kebutuhan. Pada sinyal EEG yang kompleks dibutuhkan kemampuan klasifikasi yang tinggi. Algoritma SVM dapat mengambil keputusan secara optimal. Algoritma SVM memisahkan data menjadi dua bagian berdasarkan keunikan yang lebih menonjol [16].

2.5. Pengujian Sistem

Parameter pengujian sistem pada penelitian ini adalah akurasi. Sebagaimana pada umumnya, akurasi menjadi parameter yang seringkali diukur untuk mengukur performa sebuah sistem BCI. Akurasi pada penelitian ini adalah akurasi klasifikasi yang disajikan dalam nilai rentang presentase dengan skala 0-100. Pengujian dilakukan dalam 3 skenario. Setiap skenario akan dilakukan analisis untuk mendapatkan hasil yang terbaik dengan tujuan penelitian tugas akhir ini.

1. Akurasi

Akurasi merupakan suatu metrik untuk mengevaluasi model klasifikasi. Dengan kata lain, akurasi adalah sebagian kecil dari prediksi yang diterima oleh model penelitian. Secara formal, akurasi dihitung menggunakan persamaan di bawah ini.

$$Akurasi = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{True\ Positive + True\ Negative + False\ Positive + False\ Negative} \quad (2.2)$$

3. Pembahasan

3.1 Skenario Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan dalam tiga skenario. Pada setiap skenario akan dilakukan analisis untuk mencari model terbaik sesuai dengan tujuan tugas akhir ini. Berikut merupakan rancangan tiga skenario yang akan dilakukan:

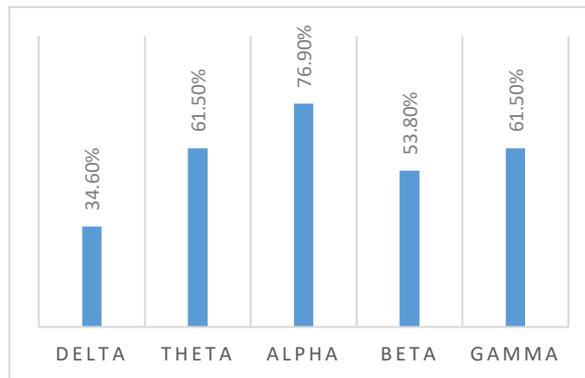
1. Skenario 1: Skenario ini bertujuan untuk mengetahui filter *butterworth* terhadap performa sistem. Pada pengujian ini dilakukan perhitungan akurasi dengan menggunakan klasifikasi SVM pada tiap frekuensi *band* yaitu yaitu alpha, beta, teta, gamma dan delta. Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui pada frekuensi (*band*) berapa performa sistem dapat bekerja secara optimal.
2. Skenario 2: Pengujian ini adalah pengujian performa sistem terhadap filter EMD dan *frequency band*. Pengujian ini bertujuan untuk melihat perbandingan hasil akurasi menggunakan metode filter EMD dan perhitungan untuk tiap gelombang frekuensi. Pengukuran performa sistem dilakukan dengan cara membagi EMD menjadi beberapa IMF. Selanjutnya, dilakukan perhitungan akurasi menggunakan klasifikasi SVM di setiap gelombang frekuensi untuk melihat band dengan akurasi tertinggi diantara semua gelombang frekuensi.
3. Skenario 3: Pengujian ini adalah pengujian performa sistem terhadap EMD. Pengujian ini bertujuan untuk melihat hasil akurasi sistem menggunakan metode filter EMD saja. Pengukuran performa sistem dilakukan dengan cara mengurangi tingkat *noise* pada sinyal EEG dan mereduksi sinyal EEG menggunakan metode EMD. Melalui pengujian ini, pengaruh filter EMD terhadap performa sistem akan diukur.

3.2 Hasil Pengujian Sistem

Setelah dilakukan pengujian berdasarkan tiga skenario pengujian, berikut merupakan hasil pengujian sistem.

3.2.1 Hasil Pengujian Skenario 1

Pengujian pada skenario ini dilakukan untuk membandingkan hasil akurasi tiap gelombang frekuensi. Pada gelombang frekuensi hasil akurasi digunakan sebagai parameter untuk *band* terbaik. Berikut Gambar 5 merupakan hasil pengujian skenario 1.



Gambar 5. Hasil Akurasi dari Frekuensi Band

Akurasi tertinggi terdapat pada *band* alpha dengan akurasi sebesar 76.90% dan yang terendah berada pada *band* delta dengan akurasi 34.60%. Pada skenario ini, *band* alpha mendapat hasil akurasi terbaik karena penyakit seperti demensia dan stroke itu mempengaruhi percepatan respon pada otak yang khususnya berada pada *band* alpha [17]. Dimana *band* alpha merupakan rentang frekuensi dimana kondisi otak sedang dalam keadaan fokus untuk menerima informasi yang masuk. *Band* alpha juga berpengaruh pada memori, baik itu mempertahankan memori atau malah terjadi penghambatan informasi memori pada otak [18].

Hasil menunjukkan bahwa secara umum ada pola peningkatan akurasi yang terjadi pada *band* delta, theta dan alpha. Dan pola akurasi yang tidak konstan terjadi pada *band* beta dan gamma. Pola nilai akurasi yang sama terjadi pada *band* Theta dan *band* gamma. Hal ini menunjukkan bahwa skenario ini mempunyai hasil akurasi yang kurang maksimal walaupun sudah menggunakan filter ganda, yaitu filter *butterworth bandpass filter* orde 14 dan EMD. Dikarenakan filter ganda yang digunakan maka menjadikan hasil dari skenario yang diproses dapat menghilangkan informasi sinyal yang penting.

3.2.2 Hasil Pengujian Skenario 2

Pengujian pada skenario ini dilakukan untuk membandingkan hasil akurasi tiap *band* dari tiap fitur. Penulisan tebal dalam Tabel 1 menunjukkan hasil akurasi tertinggi pada setiap fitur. Berikut Tabel 1 merupakan hasil pengujian skenario 2.

Tabel 1. Hasil Akurasi dari Skenario 2

	3 – IMF	5 – IMF	7 – IMF
Delta	61.50%	61.50%	61.50%
Theta	50.00%	50.00%	53.80%
Alpha	57.70%	57.70%	65.40%
Beta	38.40%	38.40%	46.10%
Gamma	38.40%	50.00%	53.80%

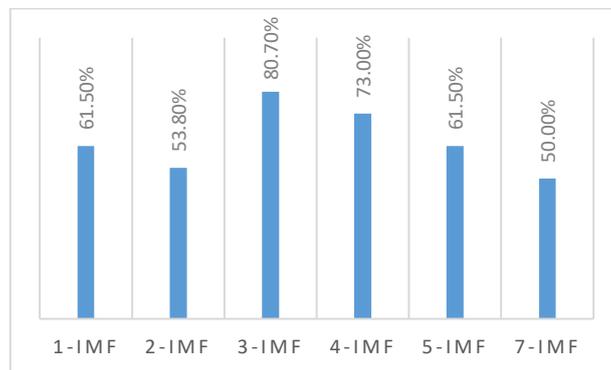
Rata-rata akurasi terbaik terdapat pada *band* delta yaitu sebesar 61.50%. Berdasarkan pengujian, akurasi tertinggi terjadi pada *band* alpha dengan nilai 7-IMF sebesar 65.40%. Dan pada *band* delta, seolah-olah akurasi hasil akurasi tidak dipengaruhi oleh jumlah IMF yang di proses. Dapat dilihat pada angkanya, berapapun IMF yang di proses hasil akurasinya akan sama. Pola hasil akurasi yang sama dengan *band* delta juga terjadi pada *band* Theta, khususnya pada 3-IMF dan 5-IMF. Namun berpengaruh pada 7-IMF karena hasil akurasinya meningkat sebesar 3.80%. Pola yang sama tentang peningkatan hasil akurasi pada *band* Theta, sama dengan yang terjadi pada *band* alpha dan beta. Dimana pada 3-IMF dan 5-IMF akurasinya sama dan mengalami peningkatan pada 7-IMF dengan jumlah akurasi yang meningkat adalah sama yaitu sebesar 7.70%. Dan pada *band* gamma selalu mengalami peningkatan pada tiap IMF dengan hasil akurasi tertinggi terletak pada 7-IMF.

Hasil ini menunjukkan bahwa hasil akurasi tertinggi pada skenario ini terletak pada *band* alpha 7-IMF dengan akurasi sebesar 65.40%. Alpha mendapat hasil akurasi yang terbaik karena penyakit seperti demensia dan stroke itu mempengaruhi percepatan respon pada otak yang khususnya berada pada *band* alpha [17]. Dimana *band*

alpha merupakan kondisi saat otak sedang dalam keadaan fokus untuk menerima informasi yang masuk. Pada frekuensi *band* delta terdapat hasil akurasi yang sama pada setiap IMF. Karena penyakit seperti demensia dan stroke itu mempengaruhi perlambatan respon pada otak yang khususnya berada pada *band* delta [17].

3.2.3 Hasil Pengujian Skenario 3

Pengujian pada skenario ini dilakukan untuk membandingkan hasil akurasi tiap fitur. Pada fitur hasil akurasi digunakan sebagai parameter untuk fitur terbaik. Berikut Gambar 6 merupakan hasil pengujian skenario 2.



Gambar 6. Hasil Akurasi dari EMD

Akurasi terbaik terdapat pada 3-IMF dengan akurasi sebesar 80.70%. Dan akurasi terendah terdapat pada 7-IMF dengan akurasi sebesar 50%. Namun hasil akurasi yang sama terjadi pada 1-IMF dan 5-IMF. Hasil ini menunjukkan bahwa tidak ada pola peningkatan pada hasil akurasi yang terlihat. Dengan pola yang dihasilkan ini, akurasi tertinggi yang dihasilkan terdapat pada satu nilai IMF tertentu. Pada skenario ini, 3-IMF mendapat hasil tertinggi. Dengan penggunaan filter dari EMD ini dapat menghasilkan akurasi yang cukup baik. Karena filter yang digunakan tidak banyak membuang sinyal informasi yang penting.

4. Simpulan

Dari perbandingan hasil akurasi sistem yang sudah dilakukan, menunjukkan bahwa sinyal EEG yang di proses menggunakan EMD (skenario 3) lebih tinggi daripada proses menggunakan filter *butterworth-frequency band* (skenario 1) dan EMD-*frequency band* (skenario 2). Maka skenario 3 dapat digunakan secara efektif sebagai filter sinyal EEG. Dari 2 skenario IMF yang dilakukan pengujian, yaitu skenario 2 (EMD-*frequency band*) dan skenario 3 (EMD), akurasi yang dihasilkan mengalami peningkatan. Namun, tidak menutup kemungkinan bahwa akurasi tertinggi akan dicapai pada satu nilai IMF tertentu pada nilai IMF diluar pengamatan penulis yaitu IMF dengan nilai lebih dari 7. Pada skenario 1 dan skenario 2 menggunakan filter ganda yaitu *butterworth-frequency band* dan EMD-*frequency band* yang dijalankan untuk *pre-processing* sinyal, dikarenakan filter ganda yang digunakan maka hasil *pre-processing* yang diperoleh dapat menghilangkan informasi sinyal yang penting. Berdasarkan hasil penelitian untuk perancangan sistem optimalisasi sinyal EEG demensia, didapatkan bahwa filter yang cocok berdasarkan hasil pengujian skenario 1, skenario 2 dan skenario 3 yaitu menggunakan EMD.

Daftar Pustaka:

- [1] C. Carrion, F. Folkvord, D. Anastasiadou, and M. Aymerich, "Cognitive Therapy for Dementia Patients : A Systematic Review," *Res. Gate*, pp. 1–26, 2018.
- [2] A. Tsolaki, D. Kazis, I. Kompatsiaris, V. Kosmidou, and M. Tsolaki, "Electroencephalogram and Alzheimer ' s Disease : Clinical and Research Approaches," vol. 2014, 2014.
- [3] P. Durongbhan *et al.*, "Frequency and Time-Frequency Features Based on EEG Signals," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 27, no. 5, pp. 826–835, 2019.
- [4] N. K. Al-qazzaz, S. Ali, S. A. Ahmad, and J. Escudero, "Classification enhancement for post - stroke dementia using fuzzy neighborhood preserving analysis with QR - decomposition," pp. 3174–3177, 2017.
- [5] D. Australia, "What is Dementia?," 2017.
- [6] J. T. O. Brien and A. Thomas, "Non-Alzheimer ' s Dementia 3 Vascular dementia," *Lancet Biomed. Res. Build.*, vol. 386, no. 10004, pp. 1698–1706, 2015.
- [7] V. Adelina, D. E. Ratnawati, and M. A. Fauzi, "Klasifikasi Tingkat Risiko Penyakit Stroke Menggunakan Metode GA-Fuzzy Klasifikasi Tingkat Risiko Penyakit Stroke Menggunakan Metode GA- Fuzzy Tsukamoto," *Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Kompt. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 3015–3021, 2018.
- [8] E. P. Giri, M. I. Fanany, A. M. Aryrnurthy, and S. K. Wijaya, "Ischemic Stroke Identification Based on

- EEG and EOG using ID Convolutional Neural Network and Batch Normalization,” *ICACIS*, pp. 484–491, 2016.
- [9] D. P. Gustiawan, E. C. Djamal, and K. Agus, “Identifikasi Variabel-Variabel dari Sinyal Elektroensefalogram Pasien Rehabilitasi Stroke Menggunakan Wavelet dan Self-Organizing Map,” *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf.*, pp. 15–20, 2018.
- [10] M. Z. Ilyas, P. Saad, M. I. Ahmad, and A. P. E. E. G. Signals, “Signals for Brain-Computer Interfaces,” *IEEE Access*, no. March, pp. 30–31, 2015.
- [11] J. J. Shih, D. J. Krusienski, and J. R. Wolpaw, “Brain-Computer Interfaces in Medicine,” *JMCP*, vol. 87, no. 3, pp. 268–279, 2012.
- [12] Z. Gao *et al.*, “Classification of EEG Signals on VEP-Based BCI Systems With Broad Learning,” *IEEE Trans. Syst.*, pp. 1–9, 2020.
- [13] and C. Q. M. Arvaneh, S. Member, C. Guan, K. K. Ang, ““Optimizing the Channel Selection and Classification Accuracy in Introduction Experiments Results And Conclusion,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 38, vol. 58, n, 2012.
- [14] L. Bi, X. Fan, and Y. Liu, “EEG-Based Brain-Controlled Mobile Robots : A Survey,” *IEEE Trans. Hum. Mach. Syst.*, vol. 43, no. 2, pp. 161–176, 2013.
- [15] R. A. Ramadan and A. V. Vasilakos, “Brain computer interface _ control signals review,” *Neurocomputing*, vol. 223, no. August 2016, pp. 26–44, 2017.
- [16] R. Yan, S. Member, R. X. Gao, and S. Member, “Hilbert – Huang Transform-Based Vibration Signal Analysis for Machine Health Monitoring,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 55, no. 6, pp. 2320–2329, 2006.
- [17] K. Fu, J. Qu, Y. Chai, and Y. Dong, “Biomedical Signal Processing and Control Classification of seizure based on the time-frequency image of EEG signals using HHT and SVM,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 13, pp. 15–22, 2014.
- [18] S. K. Yadav, V. Bajaj, A. Kumar, and A. E. E. G. Dataset, “An EMD based approach for discrimination of Apnea and Normal EEG Signals,” *2017 Int. Conf. Recent Innov. Signal Process. Embed. Syst.*, pp. 191–194, 2017.
- [19] R. Ho, H. Kong, and H. Kong, “A Comparative Investigation of Mode Mixing in EEG Decomposition Using EMD , EEMD and M-,” *IEEE Access*, no. 2, pp. 203–210, 2020.
- [20] M. S. R. Goyat, “Feature Extraction for the Analysis of Multi-Channel EEG Signals Using Hilber-Huang Technique,” *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 8, 2016.
- [21] C. Wang, “Identification of Early Vascular Dementia Patients With EEG Signal,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 68618–68627, 2019.
- [22] A. S. Nugroho, “Pengantar Support Vector Machine,” *J. Data Mining, Jakarta*, p. 3, 2007.
- [23] D. Surangsrirat, C. Thanawattano, R. Pongthornseri, S. Dumnin, C. Anan, and R. Bhidayasiri, “Support Vector Machine Classification of Parkinson ’ s Disease and Essential Tremor Subjects based on Temporal Fluctuation,” *IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 6389–6392, 2016.
- [24] A. Rizal, R. Hidayat, and H. A. Nugroho, “Lung Sound Classification Using Empirical Mode Decomposition and the Hjorth Descriptor,” *Am. J. Appl. Sci.*, 2017.
- [25] O. N. Rahma, “Electroencefalogram Analysis with Extreme Learning Machine as a Supporting Tool for Classifying Acute Ischemic Stroke Severity,” *IEEE Access*, pp. 180–186, 2017.
- [26] S. C. Y. Schroeder *et al.*, “The Role of Alpha Oscillations in Distractor Inhibition during Memory Retention,” *Eur. J. Neurosci.*, pp. 0–2, 2018.