

ANALISIS PERFORMANSI *DENOISING* SINYAL EEG MENGGUNAKAN METODE *DISCRETE WAVELET TRANSFORM* DAN *ADAPTIVE FILTER*

ANALYSIS OF *DENOISING* PERFORMANCE OF EEG SIGNAL USING *DISCRETE WAVELET TRANSFORM* AND *ADAPTIVE FILTER*

MUHAMAD ROKHMAT ISNAINI¹, Ir. RITA MAGDALENA, M.T.², R YUNENDAH NUR FU'ADAH, S.T.,M.T.³
^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
¹isnaini@student.telkomuniversity.ac.id, ²ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id, ³yunendah@telkomuniversity.ac.id.

Abstrak

Sinyal EEG (*Electroencephalogram*) merupakan rekaman sinyal yang dihasilkan dari medan elektrik spontan pada aktivitas neuron di dalam otak. Sinyal EEG dimanfaatkan pada bidang kesehatan untuk mendiagnosis keadaan neurologis otak, serta pada bidang teknologi seperti aplikasi *Brain Computer Interface* (BCI). Dalam perekaman sinyal EEG, terdapat *noise* yang tidak diinginkan sehingga dalam analisis sinyal EEG sulit mendapatkan informasi sinyal yang sebenarnya. Oleh karena itu dalam Tugas Akhir ini dirancang sebuah sistem *denoising* untuk menghilangkan *noise* agar memperoleh visualisasi sinyal yang sebenarnya.

Pada penelitian ini sinyal EEG bersih akan di berikan *noise* AWGN (*Additive White Gaussian Noise*), kemudian teknik *denoising* yang akan dilakukan adalah menggunakan dua metode yaitu *Discrete Wavelet Transforms* dan *Adaptive Filter*. Pengujian dilakukan dalam Matlab dengan menggunakan parameter *Minimum Squared Error* (MSE), *Signal-to-Noise Ratio* (SNR), serta *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR).

Berdasarkan hasil pengujian pada 5 data sinyal EEG, menunjukkan untuk metode DWT (*Discrete Wavelet Transforms*) mendapatkan nilai rata – rata pada masing – masing parameter, MSE sebesar 0.0000209082, SNR sebesar 29.1607127780 dB dan PSNR sebesar 29.8262675865 dB. Dan untuk metode *Adaptive Filter* dengan algoritma *Kalman* diperoleh nilai rata – rata pada masing – masing parameter, MSE sebesar 0.0000425027, SNR sebesar 27.6136811973 dB dan PSNR sebesar 28.2792360058 dB.

Kata kunci: *Electroencephalogram* (EEG), *Denoising*, *Discrete wavelet Transform* (DWT), *Adaptive Filter*.

Abstract

The EEG signal (*Electroencephalogram*) is a recording of a signal generated from a spontaneous electric field in the activity of neurons in the brain. EEG signals are used in the health field to diagnose the neurological state of the brain, as well as in areas of technology such as *Brain Computer Interface* (BCI) applications. In recording EEG signals, there is an undesirable noise so that in the EEG signal analysis it is difficult to get the actual signal information. Therefore in this final project is designed a *denoising* system to eliminate noise in order to obtain the actual signal visualization.

In this study the clean EEG signal will be given AWGN noise (*Additive White Gaussian Noise*), then *denoising* technique that will be done is to use two methods of *Discrete Wavelet Transforms* and *Adaptive Filter*. The test is done in Matlab using *Minimum Squared Error* (MSE), *Signal-to-Noise Ratio* (SNR), and *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR).

Based on the results of testing on 5 EEG signal data, it shows that the DWT (*Discrete Wavelet Transforms*) method gets the average value of each parameter, MSE is 0.0000209082, SNR is 29.1607127780 dB and PSNR is 29.8262675865 dB. And for the *Adaptive Filter* method with *Kalman* algorithm, the average values for each parameter, MSE is 0.0000425027, SNR is 27.6136811973 dB and PSNR is 28.2792360058 dB.

Keywords: *Electroencephalogram* (EEG), *Denoising*, *Discrete wavelet Transform* (DWT), *Adaptive Filter*.

1. PENDAHULUAN

Otak merupakan salah satu organ vital yang memiliki peranan yang sangat penting sebagai pusat saraf dan pusat pengaturan bagi tubuh. Salah satu aktivitas yang dihasilkan neuron – neuron didalam otak adalah medan listrik / magnet spontan yg kemudian direkam sebagai EEG *signal*^[1]. Sinyal EEG dimanfaatkan pada bidang kesehatan untuk mendiagnosis keadaan neurologis otak, serta pada bidang teknologi seperti aplikasi *Brain Computer Interface* (BCI)^{[1][2]}. Dalam melakukan perekaman sinyal otak, tidak bisa hindari bahwa EEG akan mengalami gangguan / *noise* dari beberapa aktivitas biologis lain (*Artifacts*) yang tidak diinginkan selama perekaman EEG, hal ini membuat analisis sinyal EEG sulit dalam menerima sinyal informasi yang sebenarnya^[1]. Sehingga diperlukan proses *denoising* untuk menghilangkan atau mereduksi sinyal *noise* sekecil mungkin untuk mendapatkan visualisasi sinyal asli.

Pada penelitian^[3] telah dibuat teknik baru dalam perekaman sinyal EEG dan menghasilkan data rekam sinyal EEG tanpa *noise* yang dapat digunakan untuk penelitian teknik *denoising signal*^{[3][4]}. Penulis menggunakan sinyal EEG hasil penelitian^[3] sebagai dasar sinyal EEG asli dalam penelitian ini. Kemudian *noise* yang akan digunakan sebagai sinyal pengganggu pada penelitian ini adalah sinyal AWGN (*Additive White Gaussian Noise*)

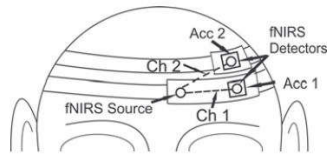
dengan nilai SNR sebesar 30 dB. Metode *denoising* yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Discrete Wavelet Transforms (DWT)* [1][5][6] dan *Adaptive Filter* [7]. Algoritma yang digunakan untuk *Adaptive Filter* adalah algoritma *Least Mean Square (LMS)* [8], *Recursive Least Squares (RLS)* [9][11] dan *Adaptive Kalman Filter* [10][11]. Akan dilakukan validasi dengan menguji serta membandingkan kinerja masing masing metode *denoising* terhadap sinyal EEG yang telah diberi *noise* dengan parameter *Minimum Squared Error (MSE)*, *Signal-to-Noise Ratio (SNR)*, serta *Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Electroencephalograph (EEG)

Electroencephalography (EEG) adalah metode untuk merekam aktifitas elektrik spontan yang berasal dari otak, dengan menempatkan elektroda di kulit kepala. EEG mengukur fluktuasi tegangan yang dihasilkan arus ion di dalam neuro otak [12][15].

Alat untuk merekam sinyal EEG ini disebut dengan *Electroencephalogram (EEG)*. Penggunaan alat EEG dilakukan dengan cara menempelkan elektroda EEG ke bagian-bagian tertentu, seperti dipasang di kulit kepala atau ditempatkan di dalam substansi otak [15].



Gambar 2.1 Diagram Penempatan Elektroda Pada EEG [3].

2.2 PhysioNet Dataset EEG Signal

PhysioNet merupakan web yang menyediakan berbagai rekaman sinyal fisiologis yang dapat di akses secara gratis dalam menu *PhysioBank* yang telah diakui oleh *ODC Public Domain Dedication and License v1.0* [4]. Pada penelitian ini data yang digunakan merupakan data EEG clean hasil dari kontribusi dari Kevin Sweeney beserta tim dari National University of Ireland di Maynooth pada jurnalnya yang berjudul "*A Methodology for Validating Artifact Removal Techniques for Physiological Signals*" [3]. Dalam data tersebut berisi contoh data rekaman *functional Near-Infrared Spectroscopy (fNIRS)* dan *Electroencephalogram (EEG)* yang dibuat untuk mengevaluasi metode *denoising artifact* [4]. Pada penelitian Tugas Akhir diambil 5 data rekaman dari 23 data *Electroencephalogram (EEG)* yang digunakan.



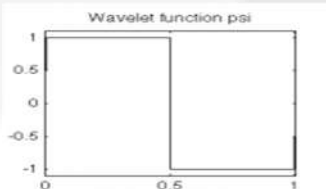
Gambar 2.2 Salah Satu Data EEG Signal Dari Physionet [4]

2.3 Discrete Wavelet Transform

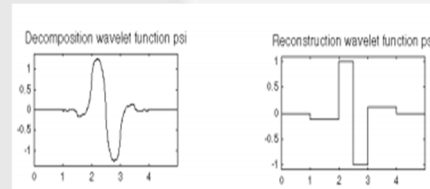
Discrete Wavelet Transform menganalisa suatu sinyal dengan skala yang berbeda dan merepresentasikannya ke dalam skala waktu dengan menggunakan teknik *filtering*, yakni menggunakan filter yang berbeda frekuensi *cutoff*-nya. Transformasi *wavelet* diskrit dilakukan dengan penyaringan berulang sinyal input menggunakan dua filter. Filter ini adalah *low pass filter (LPF)* dan *high pass filter (HPF)*. Koefisien output yang diperoleh oleh *low pass filter (LPF)* adalah *Approximation Coefficients (AC)* dan untuk *high pass filter (HPF)* adalah *Detailed Coefficients (DC)* [13].

2.4 Basis Wavelet

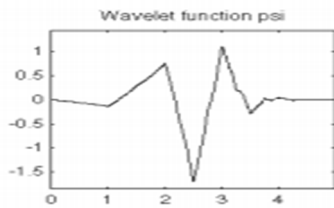
Tahap pertama analisis *wavelet* adalah menentukan tipe *wavelet*, yang disebut dengan *mother wavelet* atau *analyzing wavelet*, yang akan digunakan. Hal ini perlu dilakukan karena fungsi *wavelet* sangat bervariasi dan dikelompokkan berdasarkan fungsi dasar masing-masing [13].



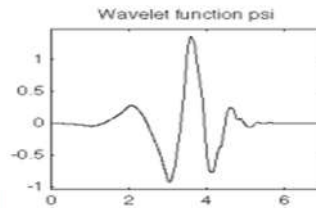
Gambar 2.3 Grafik Wavelet Haar [14]



Gambar 2.4 Grafik Wavelet biorthogonal [14]



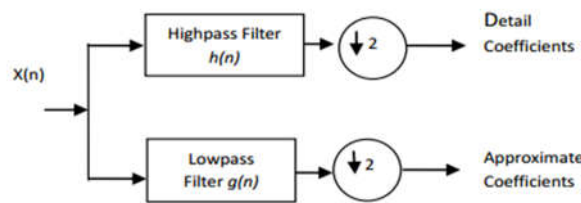
Gambar 2.4 Grafik *Wavelet Symlet* [14]



Gambar 2.4 Grafik *Wavelet Daubechies* [14]

2.5 Dekomposisi Wavelet

Dekomposisi adalah bagian dari proses *wavelet* yang memecah sinyal kedalam komponen – komponen yang memiliki resolusi yang lebih rendah [14] [11]. *Discrete wavelet transform* melakukan proses penguraian sinyal menjadi dua bagian yaitu *Approximation Coefficients*(AC) yang didalamnya mengandung informasi aproksimasi dari *Lowpass Filter* dan *Detailed Coefficients*(DC) yang didalamnya memberikan informasi detail berupa *High Pass Filter*.



Gambar 2.5 Proses Dekomposisi [1]

2.6 Metode Thresholding

Thresholding techniques merupakan suatu metode *filtering* dengan menggunakan teknik estimasi sinyal dengan mengeksploitasi sinyal *denoising* [14]. Teknik *Thresholding* berfungsi untuk mengurangi *noise* melalui nilai koefisien yang diatur atau dikurangi sehingga nilai lebih rendah dari nilai *threshold* [14] [13].

UNIVERSAL [15]	SURE [15]	MINIMAX [15]	HEURISTIC [15]
<p>Nilai <i>threshold</i> pada metode ini diukur dengan rumus sebagai berikut :</p> $th_j = \sigma_j \sqrt{2 \log(N_j)} \quad (2.1)$ <p>Dengan N merupakan panjang sinyal dan σ merupakan standar deviasi. Nilai σ dihitung dengan rumus sebagai berikut [15]. :</p> $\sigma = MAD/0.675 \quad (2.2)$	<p>Nilai <i>threshold</i> pada metode ini diukur dengan rumus sebagai berikut :</p> $th_j = \sigma_j \sqrt{W_b} \quad (2.3)$ <p>W_b adalah koefisien <i>wavelet</i> kuadrat (koefisien dengan nilai resiko kecil) yang dipilih dari vektor $W = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_N)$ Vektor ini mengandung nilai-nilai koefisien <i>wavelet</i> kuadrat, dari nilai kecil ke nilai besar. Dimana σ adalah standar deviasi dari sinyal <i>noise</i>.</p>	<p>Metode ini memakai nilai tetap dan menghasilkan kinerja <i>minimax</i> terhadap nilai MSE pada prosedur yang ideal. Nilai <i>threshold</i> ini didapatkan ketika menentukan nilai <i>minimum error</i> antara <i>wavelet</i> dari sinyal <i>noise</i> dan original sinyal [23].</p>	<p>Metode ini merupakan gabungan dari sebuah metode <i>sure</i> dengan metode <i>global threshold</i> ketika nilai SNR dari sinyal kecil, maka nilai <i>sure</i> akan mengandung banyak <i>noise</i> [15].</p>

2.7 Hard or Soft Thresholding

Hard thresholding berfungsi untuk membuang semua koefisien yang nilainya lebih kecil dari *threshold* (th) dan membiarkan nilai koefisien lainnya. Algoritma teknik *hard thresholding* ini dapat didefinisikan sebagai berikut [15]:

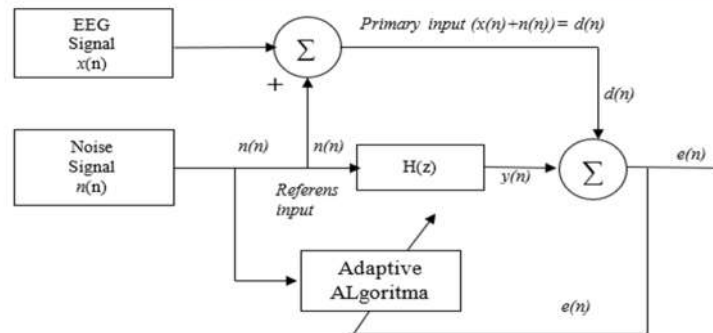
$$f_H = \begin{cases} C_{(n)} & ; |C_{(n)}| \geq T \\ 0 & ; \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2.4)$$

Soft Thresholding, dibentuk suatu matrik dengan fungsi *signum* terhadap seluruh koefisien sub-band. *Soft threshold* adalah mengurangi semua koefisien di bawah *threshold* (th) dan membiarkan koefisien diatasnya. Fungsi *signum* didapatkan jika koefisien *sub-band* > 0 maka koefisien metrik = 1, jika koefisien *sub-band* bernilai = 0 maka koefisien metrik = 0, jika koefisien *sub-band* bernilai < 0 , maka koefisien metrik = -1.

$$f_s = \begin{cases} [\text{sign}(C_{(n)})](|C_{(n)}| - T) ; |C_{(n)}| \geq T \\ 0 ; \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2.5)$$

2.8 Adaptive Filter

Adaptive Filter merupakan filter digital yang memiliki kemampuan dalam mengubah bobot keefisiennya secara otomatis, menyesuaikan terhadap sinyal input yang ada sehingga eror yang terjadi semakin kecil. *Adaptive Filter* memiliki karakteristik frekuensi respon yang bisa berubah secara otomatis agar mampu meningkatkan performansi terhadap kriteria tertentu^[16].



Gambar 2.8 Blok Diagram *Adaptive Filter*

2.8.1 Algoritma LMS

Algoritma LMS (*Least Mean Square*) memiliki nilai fungsi berupa $E\{e(n)^2\}$ dimana $e(n)$ adalah *error signal*. Algoritma LMS menghasilkan kuadrat terkecil dari sinyal kesalahan ini $e(n)$ dengan mengubah filter ketukan bobot $w(n)$. Sifat iteratif dari update koefisien filter LMS memberikan respon halus gradien sesaat untuk mendapatkan perkiraan gradien yang lebih masuk akal^[17].

2.8.2 Algoritma RLS

Dibandingkan dengan semua algoritma LMS, algoritma RLS (*Recursive Least Squares*) memiliki kecepatan konvergensi yang lebih cepat dan tidak menunjukkan penyebaran nilai *eigen*. Estimasi algoritma RLS dilakukan dengan meminimalkan jumlah kuadrat dari nilai error seketika. Metrik korelasi terbalik dihitung secara langsung dalam algoritma RLS. Karena fitur algoritma RLS ini tidak memerlukan perhitungan inversi metrik^[17].

2.8.3 Algoritma Kalman

Kalman menggunakan observasi saat sebelum dan sesudah proses untuk memperoleh nilai estimasi untuk memperoleh nilai optimal dalam pemrosesan sinyal. *Kalman filter* memiliki tujuan untuk memperkirakan keadaan $X \in R^n$ dari proses *diskrit time control*^[10].

2.9 Metrics

2.9.1 Signal to Noise Ratio (SNR)

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} s[n]^2}{\sum_{n=0}^{N-1} (s[n] - \tilde{s}[n])^2} \right) \quad (2.5)$$

Dengan $s(n)$ didefinisikan sebagai sinyal bersih dan $\tilde{s}(n)$ adalah sinyal yang telah di-*denoising*^[11].

2.9.2 Mean Square Error (MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} \left(\sum_n (x_d(n) - x(n))^2 \right) \quad (2.6)$$

Dengan $s(n)$ didefinisikan sebagai sinyal bersih dan $\tilde{s}(n)$ adalah sinyal yang telah di-*denoising*^[17].

2.9.3 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{f_{max}^2}{MSE} \right) \quad (2.7)$$

Dimana f_{max}^2 merupakan nilai maksimum dari sinyal^[17].

3. PERANCANGAN SISTEM

3.1. Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah berupa 5 sampel sinyal otak bersih atau *cleaned EEG signal* yang diambil dari bank sinyal *PhysioNet*^[4], dan untuk sinyal *noise* merupakan sinyal AWGN (*Additive White Gaussian Noise*) sebesar 30 dB yang di bangkitkan didalam program Matlab.

Tabel 3.1 Data Sinyal EEG Bersih

Nama Sinyal	Frequency Sampling	Gain	Base	Sampling Interval	Satuan
Eeg_1m	2048 Hz	0	1000	0.000488281245	mV
Eeg_2m	2048 Hz	0	1000	0.000488281245	mV
Eeg_3m	2048 Hz	0	1000	0.000488281245	mV
Eeg_12m	2048 Hz	0	1000	0.000488281245	mV
Eeg_13m	2048 Hz	0	1000	0.000488281245	mV

Kemudian untuk data Basis *Wavelet* yang akan digunakan pada metode *wavelet* adalah seperti yang tertera pada tabel dibawah ini :

Table 3.2 Data Basis *Wavelet*

No	Wavelet Families	Keterangan
1	Daubechies	Daubechies 2, 4, 12
2	Biorthogonal	Biorthogonal 1.5, 2.6, 3.7, 3.9
3	Symlets	Symlets 3, 4, 6, 7, 8,
4	Haar	Haar

Kemudian untuk *threhold method* dan level dekomposisi yang digunakan digunakan pada metode *wavelet* adalah seperti yang tertera pada tabel dibawah ini :

Table 3.3 *Threshold Method* dan Level Dekomposisi

No	Metode Threshold	Level Dekomposisi
1	Unversal	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10
2	Sure shrink	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10
3	Heuristic sure	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10
4	Minimaxi	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10

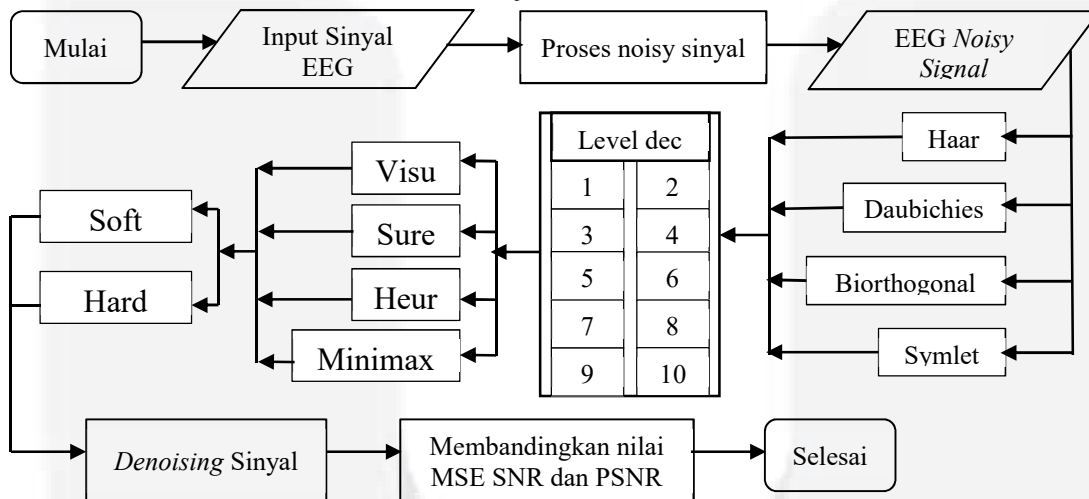
Kemudian untuk metode *Adaptive filter*, algoritma yang akan digunakan sebagai pembanding adalah sebagai berikut :

Tabel 3.3 Algoritma Untuk Metode *Adaptive Filter*

No	algoritma	Keterangan
1	LMS	Least Mean Square
2	RLS	Recursive Least Squares
3	AKF	Adaptive Kalman Filter

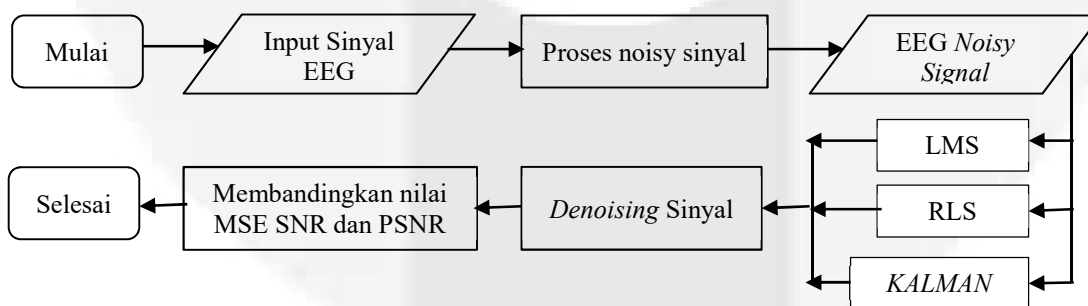
3.2. Desain Model

3.2.1. Desain Metode *Discrete Wavelet Transform*



Gambar 3.1 Flowchart DWT Denoising

3.2.2. Desain Metode *Adaptive Filter*



Gambar 3.2 Flowchart Adaptive Filter Denoising

4. PENGUJIAN DAN ANALISA

4.1 Tujuan Pengujian

1. Merancang sistem *denoising* terhadap sinyal EEG dengan menggunakan metode DWT (*Discrete Wavelet Transform*) dan *Adaptive Filter*.

- Mengetahui hasil dari MSE (*Mean Square Error*), SNR (*Signal to Noise Ratio*) dan PSNR (*Peak Signal to Noise Ratio*).
- Memperoleh sistem *denoising* sinyal EEG terhadap *noise* berdasarkan nilai dari MSE, SNR, dan PSNR

4.2 Analisis Pengujian metode DWT

4.2.1 Analisis Pemilihan Basis *Wavelet*

Diperoleh hasil terbaik pada basis *wavelet DB12* dengan nilai SNR sebesar 28.3879025297 dB, dan MSE sebesar 0.0000322895.

4.2.2 Analisis Pemilihan Level Dekomposisi

Diperoleh hasil terbaik untuk basis *wavelet DB12* pada level dekomposisi ke – 6, dengan nilai SNR sebesar 29.1491574042 dB dan nilai MSE sebesar 0.0000210178.

4.2.3 Analisis Pemilihan Metode *Thresholding*

Diperoleh hasil terbaik untuk *DB 12 level ke – 6* pada metode *thresholding Visu (Universal)* dengan nilai SNR sebesar 29.1525936778 dB dan nilai MSE sebesar 0.0000209846.

4.2.4 Analisis Pemilihan *Soft or Hard Thresholding*

Diperoleh hasil terbaik untuk *DB 12 level ke – 6 metode thresholding visu (universal)* pada *hard thresholding* dengan nilai SNR sebesar 29.1607127780 dB dan nilai MSE sebesar 0.0000209082.

Tabel 4.1 Analisis *Denosing* Metod DWT

BASIS WAVELET	LEVEL	THRESHO LD METODE	SOFT or HARD	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
DB12	6	VISU	SOFT	0.0000210610	29.1444745775	29.8100293861
			HARD	0.0000209082	29.1607127780	29.8262675865

4.3 Analisis Pengujian Metode *Adaptive Filter*

Pada pengujian ini dilakukan lima kali percobaan pada masing – masing 5 sinyal EEG, kemudian dilakukan rata – rata pada masing – masing parameter untuk mengetahui algoritma terbaik yang dapat digunakan pada metode *adaptive filter*.

4.3.1 Analisis Pengujian *Adaptive Filter* Algoritma LMS

Tabel 4.2 Analisis *Denosing* Metode *Adaptive Filter*

Metode	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
LMS	0.0002208375	25.6049228546	26.2704776631
RLS	0.0005328446	25.5652457785	26.2308005870
KALMAN	0.0000425027	27.6136811973	28.2792360058

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian Tugas Akhir ini telah berhasil melakukan validasi untuk proses *denoising* pada sinyal EEG dengan menggunakan metode DWT (*Discrete wavelet Transform*) dan *Adaptive Filter*. Berdasarkan hasil pengujian didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

- Bedasarkan hasil pengujian *denoising* sinyal EEG dengan rancangan metode DWT (*Discrete wavelet Transform*) dan *Adaptive Filter* menunjukkan keduanya menghasilkan performansi yang baik dan mampu menghilangkan *noise* secara efektif.
- Untuk *denoising* sinyal EEG dengan metode DWT (*Discrete wavelet Transform*), diperoleh basis *wavelet* terbaik pada basis *wavelet db12* dengan nilai parameter MSE 0.0000322895, SNR 28.3879025297 dB, dan PSNR 29.0534573382 dB.
- Untuk *denoising* sinyal EEG dengan metode DWT (*Discrete wavelet Transform*), diperoleh level dekomposisi terbaik pada level 6 dari pengujian pada level 1 sampai 10, dengan nilai parameter MSE 0.0000210178, SNR 29.1491574042 dB, dan PSNR 29.8147122127 dB.
- Untuk *denoising* sinyal EEG dengan metode DWT (*Discrete wavelet Transform*), diperoleh aturan pemilihan *threshold* terbaik pada *thresholding Visu* dengan nilai parameter MSE 0.0000209846, SNR 29.1525936778 dB, dan PSNR 29.8181484863 dB.
- Untuk *denoising* sinyal EEG dengan metode DWT (*Discrete wavelet Transform*), diperoleh *soft or hard threshold* terbaik pada *hard thresholding* dengan nilai parameter MSE 0.0000209082, SNR 29.1607127780 dB, dan PSNR 29.8262675865 dB.
- Untuk *denoising* sinyal EEG dengan metode *Adaptive Filter*, algoritma *Kalman Filter* menunjukkan nilai yang lebih stabil pada semua percobaan yang dilakukan dibandingkan algoritma LMS dan RLS.

7. Untuk *denoising* sinyal EEG dengan metode *Adaptive Filter*, diperoleh algoritma terbaik pada algoritma AKF (*Adaptive Kalman Filter*) dengan nilai parameter MSE sebesar 0.0000425027, SNR 27.6136811973 dB, dan PSNR 28.2792360058 dB,
8. Berdasarkan nilai SNR, metode DWT (*Discrete Wavelet Transform*) menunjukkan performansi lebih baik dibandingkan metode *Adaptive Filter*.

5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan peningkatan pada metode, antara lain dengan :

1. Menggunakan metode – metode baru untuk melakukan validasi *denoising* pada sinyal EEG.
2. Mengintegrasikan metode *denoising* dengan performansi terbaik untuk metode pendeteksi sinyal EEG.
3. Menggunakan metode *denoising* sinyal EEG dengan performansi terbaik pada sistem *denoising* sinyal EEG secara *real*.
4. Meningkatkan metode *denoising* sinyal EEG untuk metode kasifikasi sinyal EEG.
5. Menganalisis performansi *denoising* sinyal EEG dengan performansi terbaik pada jenis *noise* lain.

DAFTAR REFERENSI

- [1] M. S. Choudhry, R. Kapoor, Abhishek, A. Gupta, and B. Bharat, "A survey on different discrete wavelet transforms and thresholding techniques for EEG denoising," *Proceeding - IEEE Int. Conf. Comput. Commun. Autom. ICCCA 2016*, pp. 1048–1053, 2017.
- [2] A. Turnip, "Noise reduction and brain mapping based robust principal component analysis," *2015 IEEE 12th Int. Conf. Networking, Sens. Control*, pp. 550–553, 2015.
- [3] K. T. Sweeney, H. Ayaz, T. E. Ward, M. Izzetoglu, S. F. McLoone, and B. Onaral, "A methodology for validating artifact removal techniques for physiological signals," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 16, no. 5, pp. 918–926, 2012.
- [4] "Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *Circulation* 101(23):e215-e22." .
- [5] N. K. Al-Qazzaz, S. Ali, S. A. Ahmad, M. S. Islam, and M. I. Ariff, "Selection of mother wavelets thresholding methods in denoising multi-channel EEG signals during working memory task," *IECBES 2014, Conf. Proc. - 2014 IEEE Conf. Biomed. Eng. Sci. "Miri, Where Eng. Med. Biol. Humanit. Meet."* no. December, pp. 214–219, 2015.
- [6] R. K. Sharma, "EEG Signal Denoising based on Wavelet Transform," pp. 758–761, 2017.
- [7] M. K. Ahirwal, A. Kumar, G. K. Singh, and N. D. Londhe, "Performance prediction of adaptive filters for EEG signal," *IET Sci. Meas. Technol.*, vol. 11, no. 5, pp. 525–531, 2017.
- [8] N. S. Sudha, "Design of Error Normalized LMS Adaptive filter for EEG signal with Eye Blink & PLI Artefacts," pp. 54–58, 2017.
- [9] V. Roy and S. Shukla, "Mth Order FIR Filtering for EEG Denoising Using Adaptive Recursive Least Squares Algorithm," *Proc. - 2015 Int. Conf. Comput. Intell. Commun. Networks, CICN 2015*, pp. 401–404, 2016.
- [10] C. I. Salis, A. E. Malissovass, P. A. Bizopoulos, A. T. Tzallas, P. A. Angelidis, and D. G. Tsalikakis, "Denoising simulated EEG signals: A comparative study of EMD, wavelet transform and Kalman filter," *13th IEEE Int. Conf. Bioinforma. Bioeng. IEEE BIBE 2013*, 2013.
- [11] H. Shahabi, S. Moghimi, and H. Zamiri-Jafarian, "EEG eye blink artifact removal by EOG modeling and Kalman filter," *2012 5th Int. Conf. Biomed. Eng. Informatics, BMEI 2012*, no. Bmei, pp. 496–500, 2012.
- [12] "Niedermeyer E.; da Silva F.L. (2004). *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Lippincott Williams & Wilkins. ISBN 0-7817-5126-8." .
- [13] R. M. Soleh, A. Rizal, and R. Magdalena, "Denoising Rekam Sinyal Elektrokardiogram (EKG) Menggunakan Algoritma Iterative Threshold Pada Subband Wavelet," pp. 1–6, 2008.
- [14] F. E. Pambudi, S. Mandala, and R. Yunendah, "Analisis Kinerja Terbaik Sistem Denoising Sinyal EKG Berbasis Wavelet."
- [15] D. Valencia, D. Orejuela, J. Salazar, and J. Valencia, "Comparison analysis between rigrsure, sqtwolog, heursure and minimaxi techniques using hard and soft thresholding methods," *2016 21st Symp. Signal Process. Images Artif. Vision, STSIVA 2016*, pp. 1–5, 2016.
- [16] M. R. Silaban, "Recovery Sinyal FECG Dari Sinyal Abdominal ECG Menggunakan Filter Adaptif Berbasis TMS 320C5," vol. 50, pp. 0–7, 2006.
- [17] N. Sultana, Y. Kamatham, and B. Kinnara, "Performance analysis of adaptive filtering algorithms for denoising of ECG signals," *2015 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Informatics*, pp. 297–302, 2015.