

PERBANDINGAN PERFORMANSI DENOISING MENGGUNAKAN DISCRETE WAVELET TRANSFORM DAN METODE EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION PADA SINYAL EEG

COMPARISON OF DENOISING PERFORMANCE USING DISCRETE WAVELET TRANSFORM AND EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION ON EEG SIGNAL

RAHMAD HIDAYATULLAH SALAM¹, 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

¹rahmadhidayat@student.telkomuniversity.ac.id, ²ritamagdalena@telkomuniversity.ac.id, ³yunendah@telkomuniversity.ac.id.

Abstrak

Penelitian ini merancang sebuah sistem *denoising* untuk merekonstruksi sinyal EEG (*Electroencephalogram*). *Denoising* pada sinyal EEG penting dilakukan karena adanya *noise* yang tidak diinginkan sehingga dalam analisis sinyal EEG sulit mendapatkan informasi sinyal yang sebenarnya. Pada penelitian ini terdapat dua kasus yaitu sinyal EEG bersih akan diberikan dua noise yang berbeda yaitu *Additive White Gaussian Noise* (AWGN) dan *Ocular Noise* yang kemudian pada masing-masing kasus akan di *denoising* dengan menggunakan dua metode yaitu *Emphirical Mode Decomposition* (EMD) dan *Discrete Wavelet Transforms* (DWT). Pengujian dilakukan untuk memperoleh parameter-parameter pengukuran yaitu *Mean Squared Error* (MSE), *Signal-to-Noise Ratio* (SNR), serta *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR).

Berdasarkan hasil pengujian terhadap 5 data sinyal EEG, denoising terbaik untuk AWGN dilakukan oleh metode DWT dengan basis wavelet DB12, *threshold method SURE* dengan *hard threshold* dan level dekomposisi 6 dengan nilai MSE 0,000029, SNR 27,97dB serta PSNR 26,20 dB. Pada percobaan Ocular Noise, DWT dengan Basis Wavelet DB12 dan level dekomposisi 1 menunjukkan hasil terbaik pada SNR sebesar 29,99 dB PSNR 23,76 dB, sedangkan untuk hasil MSE terbaik sebesar 0,00060 diberikan oleh metode EMD dengan hard thresholding pada nilai dekomposisi 0,1.

Kata kunci: *Electroencephalogram* (EEG), *Emphirical Mode Decomposition* (EMD), *Denoising*, *Discrete wavelet Transform* (DWT).

Abstract

This Project designed a denoising system to reconstruct EEG (Electroencephalogram) signals. Denoising the EEG signal is important because there is unwanted noise so that in the EEG signal analysis it is difficult to get the actual signal information. In this study there are two cases, namely the clean EEG signal will be given two different noise, namely Additive White Gaussian Noise (AWGN) and Ocular Noise, which in each case will be denoised using two methods namely Emphirical Mode Decomposition (EMD) and Discrete Wavelet Transforms (DWT). Testing is done to obtain measurement parameters, namely Mean Squared Error (MSE), Signal-to-Noise Ratio (SNR), and Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR).

Based on the test results of 5 EEG signal data, the best denoising for AWGN is done by the DWT method with DB12 Wavelet Base, Threshold Method SURE with hard threshold and Decomposition Level 6 with MSE values of 0.000029, SNR 27.97 dB and PSNR 26.20 dB. In the Ocular Noise experiment, DWT with DB12 Wavelet Base and decomposition level 1 showed the best results at SNR of 29.99 dB PSNR 23.769 dB, while the best MSE results of 0.00060 were given by EMD method with hard thresholding at decomposition value 0.1.

Keywords: *Electroencephalogram* (EEG), *Denoising*, *Emphirical Mode Decomposition* (EMD), *Discrete wavelet Transform* (DWT).

1. PENDAHULUAN

Sinyal EEG (*electroencephalogram*) merupakan sinyal hasil perekaman aktifitas listrik di otak yang digunakan secara luas di bidang kesehatan seperti untuk mendiagnosis, memantau, dan mengelola gangguan neurologis serta dalam bidang penelitian teknologi dan kesehatan seperti untuk mendiagnonis epilepsi dan penyakit Alzheimer. Namun dalam prosesnya, *electroencephalogram* tidak menghasilkan sinyal otak yang benar-benar bersih karena adanya campuran berbagai noise dari beberapa aktivitas biologis yang tidak diinginkan selama perekaman (*artifacts*) yang membuat analisis sinyal EEG sulit untuk dibaca sinyal informasi yang sebenarnya [1]. Untuk hal tersebut dilakukan metode yang disebut dengan *denoising*. *Denoising* adalah metode pemrosesan sinyal yang merekonstruksi sinyal dari sebuah *noisy signal* dan bertujuan untuk menghilangkan *noise* namun tetap mempertahankan sinyal informasi asli.

Pada penelitian ini digunakan sinyal EEG hasil penelitian^{[2][3]} sebagai dasar sinyal EEG asli dalam penelitian ini. *Noise* yang digunakan sebagai sinyal pengganggu adalah sinyal *Additive White Gaussian Noise* (AWGN) dan *Ocular Noise* yang diperoleh dari penelitian^[4]. Dalam melakukan *denoising* pada penelitian ini

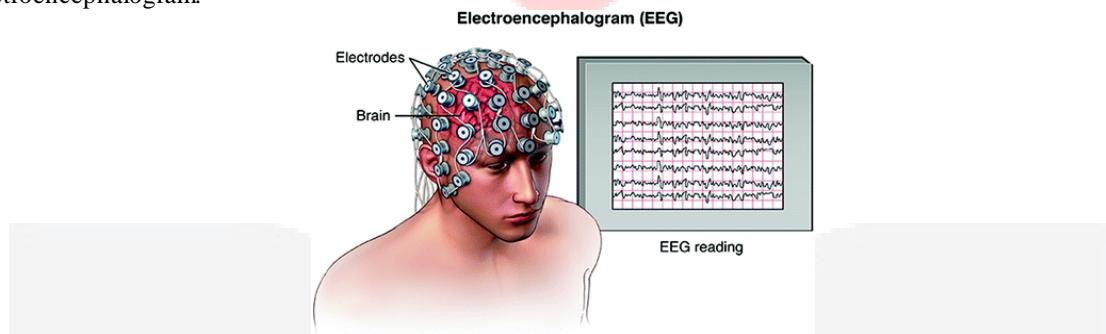
peneliti menggunakan dua metode yaitu *Emphirical Mode Decomposition* (EMD) dan *Discrete Wavelet Transforms* (DWT). Pada metode DWT menggunakan *wavelet families Haar, sym2, sym3, sym4, sym6, sym7, sym8, db2, db4, db12, bior1.5, bior2.6, bior3.7, dan bior3.9*. Berdasarkan data sinyal EEG bersih dan metode di atas, pada penelitian ini akan dilakukan validasi dengan menguji serta membandingkan kinerja masing – masing metode *denoising* terhadap sinyal EEG yang telah diberi *noise*. Diharapkan dalam penelitian ini proses pengujian *denoising* dilakukan secara objektif agar memperoleh metode *denoising* terbaik untuk sinyal EEG dengan menggunakan parameter *Minimum Squared Error* (MSE), *Signal-to-Noise Ratio* (SNR), serta *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Electroencephalograph (EEG)

Electroencephalograph (EEG) adalah metode fisiologis untuk merekam aktivitas listrik yang dihasilkan oleh otak melalui elektroda yang ditempatkan pada permukaan kulit kepala. EEG mengukur fluktuasi tegangan yang dihasilkan arus ion di dalam neuron otak. EEG adalah salah satu teknik pencitraan otak tercepat yang tersedia karena sering memiliki tingkat sampling yang tinggi [6].

Alat untuk merekam sinyal EEG ini disebut dengan Elecroencephalogram. Dalam pengukuran sinyal dengan EEG memiliki aturan penempatan elektroda di kulit kepala agar sinyal yang dihasilkan sesuai dengan yang diinginkan. Penempatan elektroda ini berdasarkan metode dari International Federation of Society of Electroencephalogram.



Gambar 1 *Electroenchecephalograph* [5].

2.2 PhysioNet Dataset EEG Signal

PhysioNet merupakan website yang menyediakan berbagai rekaman sinyal fisiologis yang dapat diakses secara gratis dalam menu *PhysioBank* yang telah diakui oleh ODC Public Domain Dedication and License v1.0 [3]. Salah satunya adalah data yang digunakan dalam penelitian Tugas Akhir ini yaitu 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” [2].

Databank di *PhysioNet* tersebut berisi contoh data rekaman *Electroencephalogram* (EEG) yang dibuat untuk mengevaluasi metode denoising artifact [3]. Pada penelitian Tugas Akhir ini hanya menggunakan 5 dari 23 rekaman EEG yang tersedia.



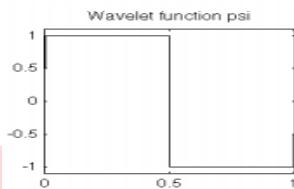
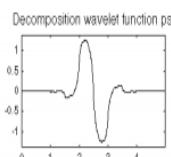
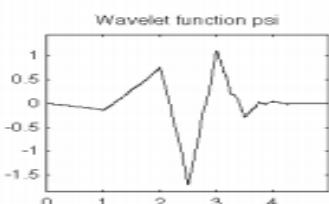
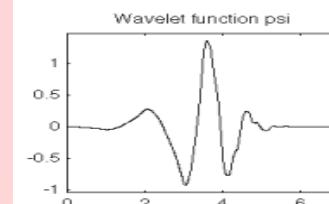
Gambar 2 Data eeg_1m Dari *Physionet*

2.3 Discrete Wavelet Transform

Discrete Wavelet Transform (DWT) adalah transformasi wavelet yang sampel waveletnya diskret. Pada DWT, sebuah sinyal harus dilewatkan dalam dua filterisasi yaitu *highpass filter* (HPF) dan *lowpass filter* (LPF) agar frekuensi dari sinyal tersebut dapat dianalisis. Analisis terhadap frekuensi dilakukan dengan menggunakan resolusi yang dihasilkan setelah sinyal melewati filterisasi digital. Analisis frekuensi yang berbeda dengan menggunakan resolusi yang berbeda pula inilah yang disebut dengan multiresolutional analysis. Secara garis besar proses dalam teknik ini adalah dengan melewatkannya sinyal yang akan dianalisis pada filter dengan frekuensi dan skala yang berbeda [7].

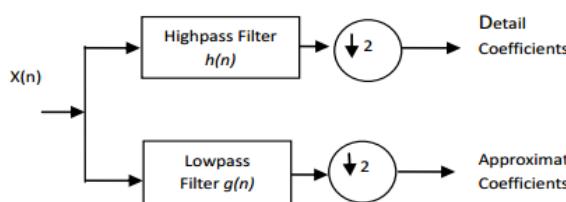
2.4 Basis Wavelet

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

Gambar 3 Grafik Wavelet Haar^[8]Gambar 4 Grafik Wavelet biorthogonal^[8]Gambar 5 Grafik Wavelet Symlet^[8]Gambar 6 Grafik Wavelet Daubechies^[8]

2.5 Dekomposisi Wavelet

Dekomposisi adalah bagian dari proses *wavelet* yang memecah sinyal kedalam komponen-komponen yang memiliki resolusi yang lebih rendah^{[7][9]}. *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 7 Proses Dekomposisi^[1]

2.6 Metode Thresholding

Thresholding techniques merupakan suatu metode *filtering* dengan menggunakan teknik estimasi sinyal dengan mengeksplorasi sinyal *denoising*^[7]. Teknik *Thresholding* berfungsi untuk mengurangi *noise* melalui nilai koefisien yang diatur atau dikurangi sehingga nilai lebih rendah dari nilai *threshold*^[7]

Tabel 1. Metode Thresholding Pada DWT

UNIVERSAL ^[15]	SURE ^[15]	MINIMAX ^[15]	HEURISTIC ^[15]
<p>Nilai <i>threshold</i> pada metode ini diukur dengan persamaan (1)</p> $th_j = \sigma_j \sqrt{2 \log(N_j)} \quad (1)$ <p>Dengan N merupakan panjang sinyal dan σ merupakan standar deviasi. Nilai σ dihitung dengan rumus sebagai berikut^[10]:</p> $\sigma = MAD/0.675 \quad (2)$	<p>Nilai <i>threshold</i> pada metode ini diukur dengan persamaan (3) :</p> $th_j = \sigma_j \sqrt{W_b} \quad (3)$ <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</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>^[10]</p>

2.7 Empirical Mode Decompositon

Empirical Mode Decomposition (EMD) merupakan metode memecah sinyal tanpa meninggalkan domain waktu. Ini dapat dibandingkan dengan metode analisis lain seperti *Fourier Transforms* dan dekomposisi wavelet.

Proses ini berguna untuk menganalisis sinyal alami, yang paling sering *non-linear* dan *non-stasioner*. Metode EMD membagi sinyal menjadi dua bagian, yaitu *Intrinsic Mode Function* (IMF) dan komponen sisa atau komponen residu. Metode EMD melakukan perhitungan berulang ulang hingga didapatkan nilai IMF yang optimal dan residu yang konstan. Sekumpulan IMF ini jika dijumlahkan bersama sama beserta komponen sisa (residu), akan menghasilkan kembali sinyal asalnya tanpa ada informasi yang hilang.

2.7.1 Metode Thresholding Pada EMD

Metode Thresholding pada DWT merupakan metode filtering dengan menggunakan teknik estimasi sinyal dengan mengeksplorasi sinyal *denoising* [16]. Teknik *thresholding* berfungsi untuk mengurangi *noise* melalui nilai koefisien yang diatur atau dikurangi sehingga nilai lebih rendah dari nilai *threshold* [16][14]. Dalam pengembangannya ada beberapa teknik thresholding yang bisa diterapkan dalam proses denoising sinyal EEG, yaitu *Visu Shrink*, *Sure Shrink*, *Heursure*, *Minimax*, dengan pilihan masukan *soft threshold* dan *hard threshold* pada masing-masing teknik *thresholding*.

$$T_j = \sigma \sqrt{2 \log n} \quad (4)$$

T_j = parameter *threshold*
 n = panjang sinyal
 σ = standar deviasi

2.8.1.1 Hard Thresholding

Pada metode *hard thresholding* pada ketika nilai IMF lebih kecil dari atau sama dengan parameter *threshold* T_j akan di set dengan nilai nol [11].

$$\text{Hard Thresholding} = \begin{cases} IMF_j(t) & \text{if } |IMF_j(t)| > 0 \\ 0 & \text{if } |IMF_j(t)| < 0 \end{cases} \quad (5)$$

2.8.1.2 Soft Thresholding

Metode *soft thresholding* memiliki perhitungan matematis yaitu dengan mengurangi samples IMF dari T_j menuju nol. Pada metode *soft threshold*, saat IMF lebih besar atau sama dengan T_j akan diset dengan nilai $IMF_j - T_j$. Kemudian saat IMF lebih kecil dari parameter *threshold* T_j akan diset dengan nilai nol [12]

$$\text{Soft Threshold} = \begin{cases} IMF_j(t) - T_j & \text{if } IMF_j(t) \geq T_j \\ 0 & \text{if } |IMF_j(t)| < T_j \\ IMF_j(t) + T_j & \text{if } IMF_j(t) \leq T_j \end{cases} \quad (6)$$

2.9 Parameter Hasil Pengujian

2.9.1 Signal to Noise Ratio (SNR)

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} s[n]^2}{\sum_{n=0}^{N-1} (s[n] - \sim s[n])^2} \right) \quad (7)$$

Dengan $s(n)$ didefinisikan sebagai sinyal bersih dan $\sim s(n)$ adalah sinyal yang telah di-*denoising*

2.9.2 Mean Square Error (MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} (\sum_n (x_d(n) - x(n))^2) \quad (8)$$

Dengan $s(n)$ didefinisikan sebagai sinyal bersih dan $\sim s(n)$ adalah sinyal yang telah di-*denoising*

2.9.3 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{fmax^2}{MSE} \right) \quad (9)$$

Dimana $fmax^2$ merupakan nilai maksimum dari sinyal

3. PERANCANGAN SISTEM

3.1. Data

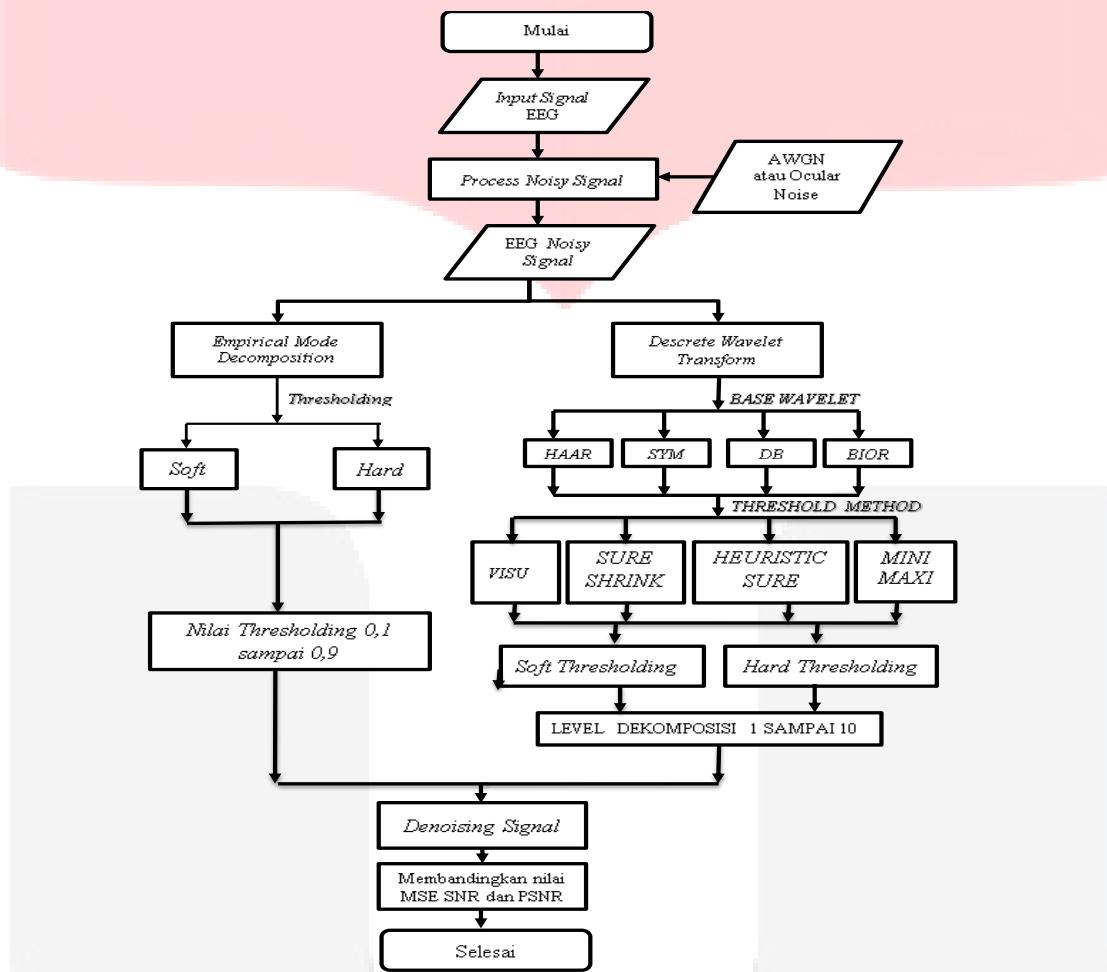
Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah berupa sinyal otak bersih atau *cleaned EEG signal* yang diambil dari bank sinyal *Physionet*, dan untuk sinyal *noise* diambil dari penelitian [4]. Untuk sinyal otak bersih yang tersedia terdapat 23 hasil rekaman, dan peneliti akan memilih 5 hasil rekam terbaik yaitu *eeg_1m*, *eeg_3m*, *eeg_13m*, *eeg_7m*, dan *eeg_9m* yang dijadikan bahan utama sinyal EEG bersih, yang kemudian ditambahkan dengan AWGN dan *Ocular Noise*. Basis wavelet yang digunakan pada metode *wavelet* berjumlah 13 yaitu *Haar*, *Sym3*, *Sym4*, *Sym6*, *Sym7*, *Sym8*, *Bior1.5*, *Bior2.6*, *Bior3.7*, *Bior3.9*, *db2*, *db4*, dan *db12*. Kemudian Kemudian untuk *thresholding method* menggunakan *VISU*, *SURE*, *Heuristic Sure*, dan *Minimax* dengan level dekomposisi 1 sampai 10. Kemudian untuk EMD, algoritma yang akan digunakan sebagai pembanding adalah *soft* atau *hard thresholding* nilai 0,1 sampai 0,9

3.2. Desain Model

3.2.1. Desain Metode

Pengujian dilakukan terhadap 5 sinyal EEG bersih yang tersedia di *PhysioNet*. Kelima data tersebut adalah *eeg_1m*, *eeg_3m*, *eeg_13m*, *eeg_7m*, dan *eeg_9m*. Noise yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 2

yaitu *Additive White Gaussian Noise* (AWGN) dan *Ocular Noise*. Masing-masing noise tersebut kemudian ditambahkan untuk mengganggu sinyal EEG bersih yang akan selanjutnya memasuki proses *denoising* secara bergantian. Untuk *denoising* sinyal EEG pada metode EMD menggunakan 2 metode *thresholding* yaitu *hard thresholding* dan *soft thresholding* dengan nilai *thresholding* 1 sampai 10. Sedangkan untuk *denoising* sinyal EEG dengan metode DWT digunakan beberapa basis wavelet yaitu *haar*, *daubichies*, *biorthogonal*, dan *symlet*. Sedangkan untuk *thresholding*-nya menggunakan metode aturan pemilihan *threshold* (*the threshold selection rule*) yang sudah tervalidasi yaitu *visu shrink*, *sure shrink*, *heuristic sure*, dan *minimax* dimana pada masing-masing diberikan input *soft thresholding* dan *hard thresholding*, kemudian level dekomposisi yang digunakan adalah pada level 1 sampai 10.



Gambar 8 Flowchart Pelaksanaan Penelitian

4. PENGUJIAN DAN ANALISA

4.1 Tujuan Pengujian

1. Membandingkan dan merealisasikan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Empirical Mode Decomposition* (EMD).
2. Mengetahui hasil dari *Mean Square Error* (MSE), *Signal to Noise Ratio* (SNR) dan *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR).
3. Dapat memperbandingkan performansi denoising antara metode DWT dan EMD dalam sinyal EEG terhadap AWGN dan *Ocular noise* dari hasil MSE, SNR, dan PSNR

4.2 Analisis Pengujian metode *Discrete Wavelet Transform*

4.2.1 Uji Coba Pada AWGN

Tabel 2. Uji Coba Basis Wavelet Pada AWGN

DATA SINYAL	BASIS WAVELET	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
5 Sinyal Uji	DB12	0,0001287645	25,5471790806	23,7838564173
5 Sinyal Uji	SYM7	0,0001291011	25,5408576275	23,7775349643
5 Sinyal Uji	SYM6	0,0001292422	25,5382418697	23,7749192064

5 Sinyal Uji	<i>SYM8</i>	0,0001292450	25,5362717506	23,7729490874
5 Sinyal Uji	<i>DB4</i>	0,0001296747	25,5239444136	23,7606217503
5 Sinyal Uji	<i>BIOR3.9</i>	0,0001297828	25,5239190894	23,7605964262
5 Sinyal Uji	<i>SYM4</i>	0,0001298414	25,5213361858	23,7580135225
5 Sinyal Uji	<i>BIOR2.6</i>	0,0001306136	25,5095897861	23,7462671229
5 Sinyal Uji	<i>BIOR3.7</i>	0,0001307980	25,5004609770	23,7371383138
5 Sinyal Uji	<i>SYM3</i>	0,0001312991	25,4793826931	23,7023952352
5 Sinyal Uji	<i>DB2</i>	0,0001347315	25,4118592927	23,6348718349
5 Sinyal Uji	<i>HAAR</i>	0,0001529779	25,1058854805	23,3425628173
5 Sinyal Uji	<i>BIOR1.5</i>	0,0001645540	24,9253369807	23,1483495228

Tabel 3. Uji Coba *Thresholding Method* Pada AWGN

BASIS WAVELET	THRESHOLD METHOD	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
<i>DB12</i>	<i>SURE</i>	0,0001286750	25,5486399621	23,7853172988
<i>DB12</i>	<i>VISU</i>	0,0001287541	25,5471274053	23,7838047421
<i>DB12</i>	<i>HEUR</i>	0,0001287952	25,5466275969	23,7833049336
<i>DB12</i>	<i>MINIMAX</i>	0,0001288338	25,5463213581	23,7829986948

Tabel 4. Uji Coba *SOFT/HARD Thresholding* Pada AWGN

THRESHOLD METHOD	SOFT or HARD THRESHOLD	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
<i>SURE</i>	<i>HARD</i>	0,0001286654	25,5498597852	23,7865371219
<i>SURE</i>	<i>SOFT</i>	0,0001286846	25,5474201390	23,7840974758

Tabel 5. Uji Coba Level Dekomposisi Pada AWGN

Threshold	Level Dekomposisi	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
<i>Sure, Hard</i>	6	0,0000291685	27,9715167517	26,2081940884
<i>Sure, Hard</i>	5	0,0000406888	27,1840552754	25,4207326121
<i>Sure, Hard</i>	7	0,0000492951	26,7647553038	25,0014326405
<i>Sure, Hard</i>	8	0,0000582621	26,4097515308	24,6464288675
<i>Sure, Hard</i>	4	0,0000650737	26,1247748995	24,3614522363
<i>Sure, Hard</i>	9	0,0000661758	26,1469301944	24,3836075311
<i>Sure, Hard</i>	10	0,0001002282	25,3292481396	23,5659254763
<i>Sure, Hard</i>	3	0,0001265302	24,6795024732	22,9161798100
<i>Sure, Hard</i>	2	0,0002506652	23,1949549581	21,4316322949
<i>Sure, Hard</i>	1	0,0005005666	21,6931083252	19,9297856620

4.2.2 Uji Coba Pada Ocular Noise

Tabel 6. Uji COba Basis Wavelet Pada Ocular Noise

DATA SINYAL	BASIS WAVELET	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
5 Sinyal Uji	<i>DB12</i>	0,0140677532	29,9811936017	23,7478687791
5 Sinyal Uji	<i>SYM8</i>	0,0140679338	29,9810464697	23,7477216471
5 Sinyal Uji	<i>SYM7</i>	0,0140680455	29,9811707831	23,7478459605
5 Sinyal Uji	<i>BIOR3.9</i>	0,0140681511	29,9815539545	23,7482291319
5 Sinyal Uji	<i>BIOR3.7</i>	0,0140683218	29,9814508001	23,7481259775
5 Sinyal Uji	<i>SYM4</i>	0,0140683420	29,9808339550	23,7475091324
5 Sinyal Uji	<i>BIOR2.6</i>	0,0140686297	29,9807480430	23,7474232204
5 Sinyal Uji	<i>DB4</i>	0,0140687354	29,9804717978	23,7471469752
5 Sinyal Uji	<i>SYM3</i>	0,0140695166	29,9797479432	23,7464231207
5 Sinyal Uji	<i>DB2</i>	0,0140725479	29,9779368436	23,7446120210

5 Sinyal Uji	<i>HAAR</i>	0,0140862230	29,9683748743	23,7350500517
5 Sinyal Uji	<i>BIOR1.5</i>	0,0140891938	29,9660799438	23,7327551212
5 Sinyal Uji	<i>SYM6</i>	0,0141205891	29,9808378683	23,7482587165

Tabel 7. Uji Coba *Thresholding Method* Pada *Ocular Noise*

Basis Wavelet	<i>Thresholding</i>	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
<i>DB12</i>	<i>SURE</i>	0,0140677532	29,9811936017	23,7478687791
<i>BD12</i>	<i>Visu</i>	0,0140677532	29,9811936017	23,7478687791
<i>DB12</i>	<i>Heur</i>	0,0140677532	29,9811936017	23,7478687791
<i>DB12</i>	<i>Minimax</i>	0,0140677532	29,9811936017	23,7478687791

Tabel 8. Uji Coba Level Dekomposisi Pada *Ocular Noise*

<i>Threshold</i>	Level Dekomposisi	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
<i>Sure, Hard</i>	1	0,0140428848	29,9999213915	23,7665965689
<i>Sure, Hard</i>	2	0,0140431796	29,9996790709	23,7663542483
<i>Sure, Hard</i>	3	0,0140437815	29,9990996621	23,7657748395
<i>Sure, Hard</i>	4	0,0140450648	29,9977013607	23,7643765381
<i>Sure, Hard</i>	5	0,0140509770	29,9918472491	23,7585224265
<i>Sure, Hard</i>	6	0,0140539467	29,9899793775	23,7566545550
<i>Sure, Hard</i>	7	0,0140764328	29,9781561940	23,7448313714
<i>Sure, Hard</i>	8	0,0140874483	29,9702994258	23,7369746032
<i>Sure, Hard</i>	9	0,0140974731	29,9619831211	23,7286582985
<i>Sure, Hard</i>	10	0,0141363433	29,9232691638	23,6899443413

4.3 Analisis Pengujian Metode *Empirical Mode Decomposition*

4.3.1 Uji Coba Pada AWGN

Tabel 9. Pengujian Nilai *Thresholding* Pada AWGN

<i>SOFT THRESHOLDING</i>				
SINYAL UJI	NILAI <i>THRESHOLD</i>	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
5 Sinyal Uji	0,1	0,0100447814	15,1958447193	14,1680654336
	0,2	0,0400496995	12,1925492494	11,1647699637
	0,3	0,0800530705	10,7850277375	9,7572484518
	0,4	0,1460461796	9,4340822773	8,4063029916
	0,5	0,2322196728	8,4077217485	7,3799424628
	0,6	0,3380074672	7,5823536840	6,5545743983
	0,7	0,4640834791	6,8880905887	5,8603113029
	0,8	0,6098476175	6,2911505608	5,2633712750
	0,9	0,7753260991	5,7672320900	4,7394528042

Tabel 10. Pengujian Nilai *Thresholding* Pada AWGN

<i>HARD THRESHOLDING</i>				
SINYAL UJI	NILAI <i>THRESHOLD</i>	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
5 Sinyal Uji	0,1	0,0000399076	27,2318183754	26,2040390896
	0,2	0,0000400071	27,2263632490	26,1985839632
	0,3	0,0000401192	27,2220603436	26,1942810579
	0,4	0,0000378188	27,4082185726	26,3804392868
	0,5	0,0002755134	25,8524974858	24,8247182000
	0,6	0,0003736208	25,3802805663	24,3525012805
	0,7	0,0006133076	25,4774785708	24,4496992850
	0,8	0,0011222642	25,4360928694	24,4083135836
	0,9	0,0030615645	24,7537005487	23,7259212629

4.3.2 Uji Coba Pada *Ocular Noise*

Tabel 11. Pengujian Nilai *Thresholding* Pada *Ocular Noise*

SOFT THRESHOLDING				
SINYAL UJI	NILAI THRESHOLD	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
5 Sinyal Uji	0,1	0,0106663646	15,3063775459	14,2785982602
	0,2	0,0407334794	12,2173548965	11,1895756107
	0,3	0,0907985942	10,4426863626	9,4149070768
	0,4	0,1608629044	9,1888013550	8,1610220692
	0,5	0,2509120708	8,2178828514	7,1901035657
	0,6	0,3609234323	7,4253552634	6,3975759777
	0,7	0,4908532859	6,7558039644	5,7280246787
	0,8	0,6113967855	6,2951173466	5,2673380608
	0,9	0,7767407472	5,7705755083	4,7427962225

Tabel 12. Pengujian Nilai *Thresholding* Pada *Ocular Noise*

HARD THRESHOLDING				
SINYAL UJI	NILAI THRESHOLD	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
5 Sinyal Uji	0,1	0,0006032499	21,5257320105	20,4979527247
	0,2	0,0006032499	21,5257320105	20,4979527247
	0,3	0,0006032499	21,5257320105	20,4979527247
	0,4	0,0006086631	21,5150376994	20,4872584136
	0,5	0,0006873216	21,3835963598	20,3558170740
	0,6	0,0007938084	21,2521267353	20,2243474495
	0,7	0,0010683003	21,0285575518	20,0007782660
	0,8	0,0019577693	20,6661024020	19,6383231163
	0,9	0,0041038363	20,2921823993	19,2644031136

4.4 Perbandingan DWT dan EMD

4.4.1 Pada AWGN

Tabel 13. Perbandingan Metode DWT dan EMD Terbaik Pada AWGN

METODE DENOISING	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
DB12, lvl dekomposisi 6, Thresholding SURE, HARD	0,0000291685	27,9715167517	26,2081940884
EMD, HARD, nilai thresholding 0,4	0,0000399076	27,2318183754	26,2040390896

4.4.2 Pada *Ocular Noise*

Tabel 14. Perbandingan Metode DWT dan EMD Terbaik Pada *Ocular Noise*

METODE DENOISING	MSE	SNR (dB)	PSNR (dB)
Rata-rata hasil denoising DB12, lvl dekomposisi 1	0,0140428848	29,9999213915	23,7665965689
EMD, HARD, nilai thresholding 0,1	0,0006032499	21,5257320105	20,4979527247

5. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil melakukan validasi untuk proses denoising pada sinyal EEG dengan menggunakan metode DWT (Discrete wavelet Transform) dan Empirical Mode Decomposition (EMD). Berdasarkan hasil pengujian didapatkan kesimpulan sesuai dengan tujuan pada bab 1 sebagai berikut:

1. Bedasarkan hasil pengujian denoising sinyal EEG dengan rancangan metode DWT dan EMD menunjukkan keduanya menghasilkan performansi yang baik dan mampu menghilangkan noise secara efektif.

2. Untuk denoising sinyal EEG dengan noise AWGN, metode terbaik diperoleh dari metode DWT basis wavelet DB12, thresholding SURE, hard dengan level dekomposisi 6 dengan nilai parameter MSE 0,000029, SNR 27,97 dB, dan PSNR 26,20 dB.
3. Untuk denoising sinyal EEG dengan Ocular Noise, DWT dengan Basis Wavelet DB12 dan level dekomposisi 1 menunjukkan hasil terbaik pada SNR sebesar 29,99 dB PSNR 23,76 dB, sedangkan untuk hasil MSE terbaik sebesar 0,00060 diberikan oleh metode EMD dengan hard thresholding pada nilai dekomposisi 0,1.
4. Secara keseluruhan baik pada metode DWT maupun EMD, hard thresholding menunjukkan hasil parameter yang lebih baik daripada soft thresholding.
5. Berdasarkan nilai keseluruhan SNR dan PSNR, metode DWT menunjukkan performansi lebih baik dibandingkan metode EMD

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," Int. Conf. Comput. Commun. Autom., pp. 1048–1053, 2016.
- [2] 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.
- [3] "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."
- [4] W S M Sanjaya "Design and Experiment of Electrooculogram (EOG) System and Its Application to Control Mobile Robot" 2017 in IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 180 012072
- [5] [Online]. Available: <http://myscienceschool.org/index.php/?archives/3208-What-is-Electroencephalography-EEG.html> [Accessed: 07-Apr-2019].
- [6] "Niedermeyer E; da Silva F.L. (2004). Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields. Lippincott Williams & Wilkins. ISBN 0-7817-5126-8." .
- [7] R. M. Soleh, A. Rizal, and R. Magdalena, "Denoising Rekam Sinyal Elektrokardiogram (EKG) Menggunakan Algoritma Iterative Threshold Pada Subband Wavelet," pp. 1–6, 2008.
- [8] "Wavelet Browser. Wavelets. [Online]. Aviable : <http://wavelets.pybytes.com/wavelet/> [Dikutip: 1 January 2019.]"
- [9] Z. Wu and N. E. Huang, "Ensemble Empirical Mode Decomposition : A NOISE-ASSISTED DATA ANALYSIS METHOD," World Sci. Publ., vol. 1, no. 1, pp. 1–41, 2009.
- [10] 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.
- [11] A. O. Boudraa and J. C. Cexus, "Denoising via Empirical Mode Decomposition," Proc. IEEE ISCCSP, vol. 2, no. Ea 3876, pp. 1–4, 1999.
- [12] D. L. Donoho, "De-Noising by Soft-Thresholding," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 41, no. 3, pp. 613–627, 1995.