

ANALISIS PERFORMANSI *DENOISING* SINYAL ECG MENGGUNAKAN *DISCRETE WAVELET TRANSFORM* DAN *EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION*

ANALYSIS OF ECG PERFORMANCE *DENOISING* SIGNAL USING *DISCRETE WAVELET TRANSFORM* AND *EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION*

FEBRIANI RUMING SARI¹, 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

¹febrianirs@student.telkomuniversity.ac.id, ²ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id, ³yunendah@telkomuniversity.ac.id.

Abstrak

Sinyal *electrocardiogram* (ECG) memiliki informasi yang menggambarkan kondisi kesehatan jantung. Hasil ECG yang normal dari jantung memiliki karakteristik yang khas. Pengukuran menggunakan ECG sering dipengaruhi oleh *noise* yang tidak diinginkan dan tidak dapat dihilangkan dengan metode filter yang sederhana. Dalam penelitian sebelumnya sudah banyak dikembangkan metode *denoising* untuk *electrocardiogram* (ECG), diantaranya metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan metode *Empirical Mode Decomposition* (EMD).

Pada penelitian tugas akhir ini akan dilakukan pengujian terhadap metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Empirical Mode Decomposition* (EMD), dan serial kedua metode tersebut. Pengujian dilakukan menggunakan matlab R2017a, dataset sinyal ECG dan beberapa *noise* di ambil dari database MIT-BIH *arrhythmia* dengan besar *noise* 20 dB, 25 dB, 30 dB yang akan ditambahkan pada sinyal ECG. Noisy sinyal yang di filter menggunakan DWT didapatkan hasil terbaik dengan menggunakan basis wavelet symlet pada level dekomposisi 2. Sedangkan noisy sinyal yang di filter menggunakan EMD didapatkan hasil terbaik pada iterasi ke-4, karena jika diteruskan ke iterasi selanjutnya output dari hasil denoised sinyal akan menjadi datar.

Berdasarkan hasil pengujian didapatkan nilai MSE 0.008609 dB dan SNR 21.1965 dB untuk inputan *noise* 20 dB, MSE 0.002528 dB dan SNR 26.5184 dB untuk inputan *noise* 25 dB, MSE 0.000833 dan SNR 31.3375 dB untuk inputan *noise* 30 dB dengan *discrete wavelet transform*. Pada metode *empirical mode decomposition*, didapatkan nilai MSE 0.003491 dB dan SNR 25.117 dB dengan *noise* 20 dB, MSE 0.001624 dB dan SNR 26.4397 dB dengan *noise* 25 dB, MSE 0.00202 dB dan SNR 27.4923 dB dengan *noise* 30 dB. Pengujian terakhir yaitu dengan melakukan serial metode terhadap kedua metode yang digunakan, dari hasil pengujian didapatkan nilai MSE 0.0059641 dB dan SNR 22.7906 dB dengan *noise* 20 dB, MSE 0.012624 dB dan SNR 27.5323 dB dengan *noise* 25 dB, MSE 0.000969233 dB dan SNR 30.6817 dB dengan *noise* 30 dB. Dengan demikian, dapat dikatakan sistem *denoising* menggunakan *discrete wavelet transform* maupun *empirical mode decomposition* dapat bekerja secara efektif dan mampu menghilangkan *noise*.

Kata kunci: ECG, *Noise*, *Denoising*, DWT, EMD, SNR.

Abstract

Electrocardiogram signals have a information that include heart of healt conditions. The normal ECG result of the heart have distinctive characteristics. Measurements using ECG often affected by unwanted noise and can not be eliminated by a simple filter method. In previous research, there are many methods of *denoising* method for electrocardiogram, method of *Discrete Wavelet Transform* (DWT) method and *Empirical Mode Decomposition* (EMD) method.

In this final project will be tested the method of *Discrete Wavelet Transform* (DWT), *Empirical Mode Decomposition* (EMD), and serial of both methods. The test was performed using matlab R2017a, electrocardiogram signal dataset and some noise was taken from MIT-BIH *arrhythmia* database with noise 20 dB, 25 dB, 30 dB to be added to electrocardiogram signal. Noisy signal the result filtered using DWT to get best result by using wavelet base of symlet at 2nd level decomposition. Noisy signal the result filtered by EMD to get best result in iteration 4th, because if it is forwarded to next iteration, output of the result denoised signal will be close to flat.

Based on test results obtained MSE 0.008609 dB and SNR 21.1965 dB for 20 dB noise input, MSE 0.002528 dB and SNR 26.5184 dB for noise input 25 dB, MSE 0.000833 and SNR 31.3375 dB for 30 dB noise input with discrete wavelet transforms. In empirical mode decomposition method, the value of MSE 0,003491 dB and SNR 25,117 dB with noise 20 dB, MSE 0,001624 dB and SNR 26,4397 dB with noise 25 dB, MSE 0,00202 dB and SNR 27.4923 dB with noise 30 dB. The final test by serializing the both method used, from the test results obtained MSE 0.0059641 dB and SNR 22.7906 dB with noise 20 dB, MSE 0.012624 dB and SNR 27.5323 dB with noise 25 dB, MSE 0.000969233 dB and SNR 30.6817 dB with noise 30 dB. Therefore, it can be said that *denoising* system using discrete wavelet transform and empirical mode decomposition mode can effectively and can eliminate noise.

Keywords: ECG, *Noise*, *Denoising*, DWT, EMD, SNR.

1. PENDAHULUAN

Seiring dengan perkembangan teknologi, banyak peneliti yang memanfaatkan bidang kesehatan untuk dijadikan sebagai bahan riset dari tugas akhir, salah satunya adalah *electrocardiogram* (ECG). *Electrocardiogram* (ECG) merupakan suatu alat biomedis yang berfungsi untuk mendeteksi jantung dengan mengukur aktivitas listrik yang dihasilkan oleh jantung, sebagaimana jantung berkontraksi. *Discrete Wavelet Transform* (DWT) adalah wavelet transform dengan sebuah diskrit *mother* wavelet yang berbasis pada *sub-band coding*. Dalam transformasi wavelet diskrit, skala waktu representasi dari sinyal digital diperoleh dengan teknik *filtering*. Transformasi wavelet diskrit dilakukan dengan penyaringan secara berulang sinyal input menggunakan dua filter yaitu *low pass filter* (LPF) dan *high pass filter* (HPF) untuk menguraikan sinyal menjadi bagian yang berbeda. Koefisien *output* yang diperoleh oleh *low pass filter* (LPF) adalah koefisien aproksimasi sedangkan koefisien *output* yang diperoleh dari *high pass filter* (HPF) adalah koefisien details^[1]. *Empirical Mode Decomposition* (EMD) dikembangkan sebagai bagian dasar dari Hilbert-Huang Transform (HHT). Hilbert Huang Transform (HHT) dapat dilakukan dalam 2 tahap. Pertama, menggunakan algoritma EMD, sehingga akan memperoleh fungsi modulus intrinsik (IMF). Pada tahap kedua, spektrum frekuensi sesaat dari urutan awal diperoleh dengan menerapkan transformasi Hilbert terhadap hasil seperti langkah sebelumnya. Hilbert-Huang Transform (HHT) dapat dimungkinkan untuk mendapatkan spektrum frekuensi sesaat urutan nonlinear dan nonstasioner. Urutan ini dapat digunakan sebagai dekomposisi mode empiris^[6].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Electrocardiogram*

Electrocardiogram (ECG) merupakan gambaran sinyal yang dihasilkan dari aktivitas impuls elektrik (kelistrikan) otot jantung selama periode waktu tertentu, yang direkam oleh suatu alat yang dinamakan elektrokardiograf yang terhubung ke tubuh. Sinyal ECG digunakan untuk mengukur potensi kelistrikan di berbagai titik pada tubuh menggunakan galvanometer.^[4] sebagian besar, dalam mendiagnosis tergantung ketika membaca sinyal di berbagai komponen sinyal ECG, seperti gelombang P, kompleks QRS dan gelombang T.^[2]

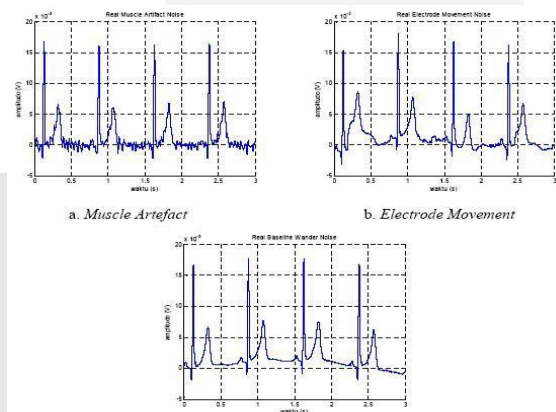


2.2 MIT-BIH Arrhythmia Database

Database MIT-BIH Arrhythmia terdiri dari 48 cuplikan setiap setengah jam dari dua data *ambulatory channel*, data ECG diperoleh dari 47 subjek yang diteliti di laboratorium BIH *arrhythmia* pada tahun 1975 dan 1979^[10]. Pada penelitian tugas akhir ini, menggunakan 5 (lima) sampel data sinyal ECG bersih yaitu 108.mat, 118.mat, 208.mat, 220.mat, 228.mat dan beberapa sampel *noise* yang di ambil dari database MIT-BIH *arrhythmia*.

2.3 *Noise Electrocardiogram* (ECG)

1. *Muscle Artefact* (MA)
Noise ini berasal dari kontraksi yang terjadi dibawah elektroda ECG. *Noise* ini mempunyai bandwidth yang hampir sama dengan sinyal ECG sehingga sulit untuk dihilangkan dengan filter yang sederhana.
2. *Elektroda Movement* (EM)
Noise yang dihasilkan karena sedikitnya kontak antara elektroda ECG dengan kulit.
3. *Baseline Wander* (BW)
Noise ini disebabkan oleh pergerakan subjek selama perekaman ECG

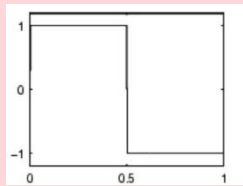


2.4 Transformasi Wavelet Diskrit

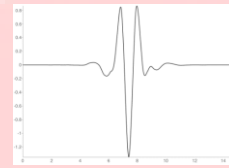
Transformasi wavelet diskrit merupakan sebuah penerapan dari transformasi wavelet yang menggunakan set diskrit dari skala wavelet^[7]. Dalam sebuah proses sinyal, transformasi wavelet merupakan metode yang berpengaruh ketika menggambarkan sebuah sinyal dalam domain frekuensi waktu^[5]. Untuk menganalisis sebuah wavelet dalam domain frekuensi waktu dapat diperoleh dengan cara menerapkan faktor penskalaan ke *mother* wavelet^[9]. Transformasi wavelet diskrit merupakan skala waktu representasi dari sinyal digital yang diperoleh

dengan teknik filtering. 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* (HPF) adalah koefisien aproksima^[1].

2.5 Basis Wavelet^[11]



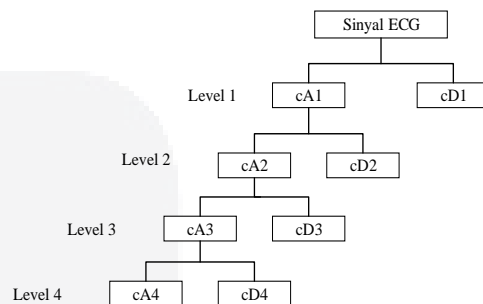
Gambar 2.3 Grafik Wavelet Haar^[14]



Gambar 2.4 Grafik Wavelet Sym8^[15]

2.6 Dekomposisi Wavelet

Dekomposisi merupakan proses pemecahan sinyal menjadi komponen – komponen yang beresolusi rendah dan hasilnya berupa pemisahan antara frekuensi rendah dan frekuensi tinggi. Frekuensi rendah akan menjadi aproksimasi dari sinyal (*approximate coefficients* (cA)), aproksimasi mengandung informasi dari sinyal. Frekuensi tinggi akan menjadi detail dari sinyal (*detail coefficients* (cD)), pada detail mengandung banyak sinyal. Pada proses dekomposisi dapat dilakukan iterasi sampai mendapatkan nilai aproksimasi yang terbaik. Dari hasil aproksimasi dapat dilakukan penguraian menjadi aproksimasi dan detail baru. Dekomposisi dapat dilakukan sampai level tertentu^[13]. Berikut skema contoh pada proses dekomposisi hingga level 4.



Gambar 2.5 Proses Dekomposisi^[12]

2.7 Hard Thresholding

Thresholding merupakan salah satu metode *filtering* sinyal untuk memanipulasi nilai koefisien yang dianggap tidak penting, yang di asumsikan sebagai *noise*. Dimana x merupakan sinyal input, y merupakan sinyal setelah threshold dan λ merupakan nilai threshold. Nilai threshold yang digunakan yaitu 0.1 ^[11]

$$\text{Hard threshold} : \begin{cases} y = x & \text{if } |x| > \lambda \\ y = 0 & \text{if } |x| < \lambda \end{cases} \quad (2.1)$$

2.8 Empirical Mode Decomposition

Empirical Mode Decomposition (EMD) merupakan bagian mendasar dari transformasi Hibert-Huang yang dibutuhkan untuk menangani data dari sebuah proses nonstasioner dan nonlinear^[6]. Dengan menggunakan EMD, kumpulan data dapat diuraikan ke dalam komponen yang lebih kecil dan jumlah yang terbatas serta memiliki frekuensi dan amplitude sinyal termodulasi yang disebut *Intrinsic Mode Function* (IMF). Setiap IMF dapat dipandang sebagai sub-band dari sinyal. Oleh karena itu, EMD dapat dilihat sebagai dekomposisi sinyal sub-band^[6]. Berdasarkan definisi IMF tersebut, suatu sinyal dapat diuraikan menjadi komponen IMF dengan langkah berikut ini^[8] :

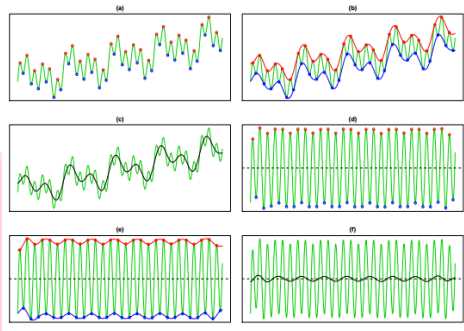
1. Identifikasi ekstrim lokal (maksimum/minimum) dari sinyal
2. Mengambil rata-rata yang menghasilkan komponen frekuensi rendah dari sinyal asli

$$m(t) = \frac{(emax(t)) + (emin(t))}{2} \quad (2.2)$$

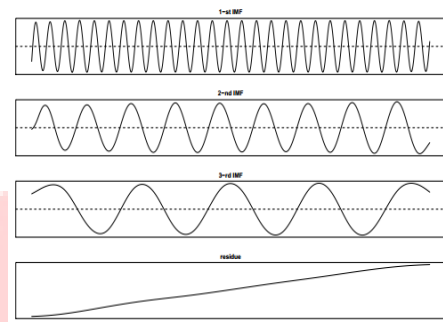
3. Sinyal asli dikurangkan dengan hasil rata-rata dan diperoleh sinyal baru $h(t)$ yang merupakan kandidat sinyal IMF

$$h(t) = x(t) - m(t) \quad (2.3)$$

Jika sinyal baru $h(t)$ memenuhi syarat dari definisi IMF, maka sinyal baru $h(t)$ disebut IMF. Jika tidak, maka prosedur yang sama diulang kembali terhadap sinyal $h(t)$ sampai memenuhi definisi IMF. Proses ini disebut dengan *sifting procedure*.



Gambar 2.7 Sifting Procedure^[8]



Gambar 2.8 Proses EMD Sinyal menjadi Komponen IMF dan Residu^[8]

Sinyal asli dapat diperoleh kembali dengan melakukan invers EMD yaitu dengan menjumlahkan semua komponen IMF termasuk residunya sesuai dengan persamaan berikut^[3] :

$$x(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i(t) + r(t) \tag{2.4}$$

2.9 Metrics

2.9.1 Mean Square Error (MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} (\sum_n (x_d(n) - x(n))^2) \tag{2.5}$$

2.9.2 Signal to Noise Ratio (SNR)

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} x[n]^2}{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - x_{dn}[n])^2} \right) \tag{2.6}$$

Dimana $x[n]$ merupakan sinyal asli, $x_{dn}[n]$ merupakan sinyal yang telah *denoising*

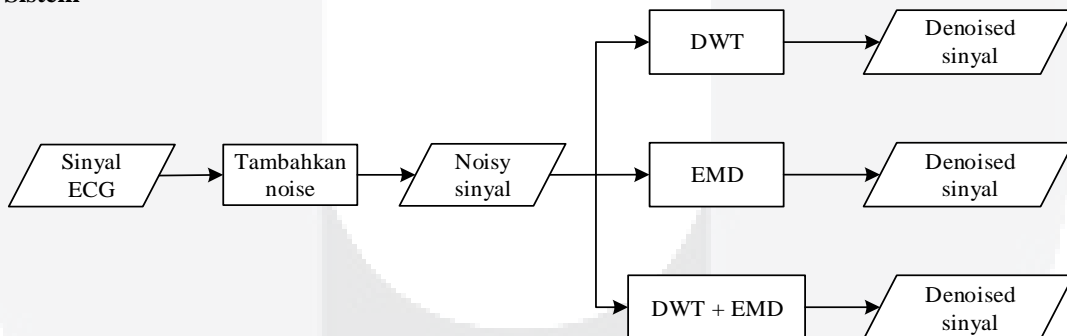
2.9.3 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

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

Dimana f_{max}^2 merupakan nilai maksimum dari sinyal

3. PERANCANGAN SISTEM

3.1 Desain Sistem



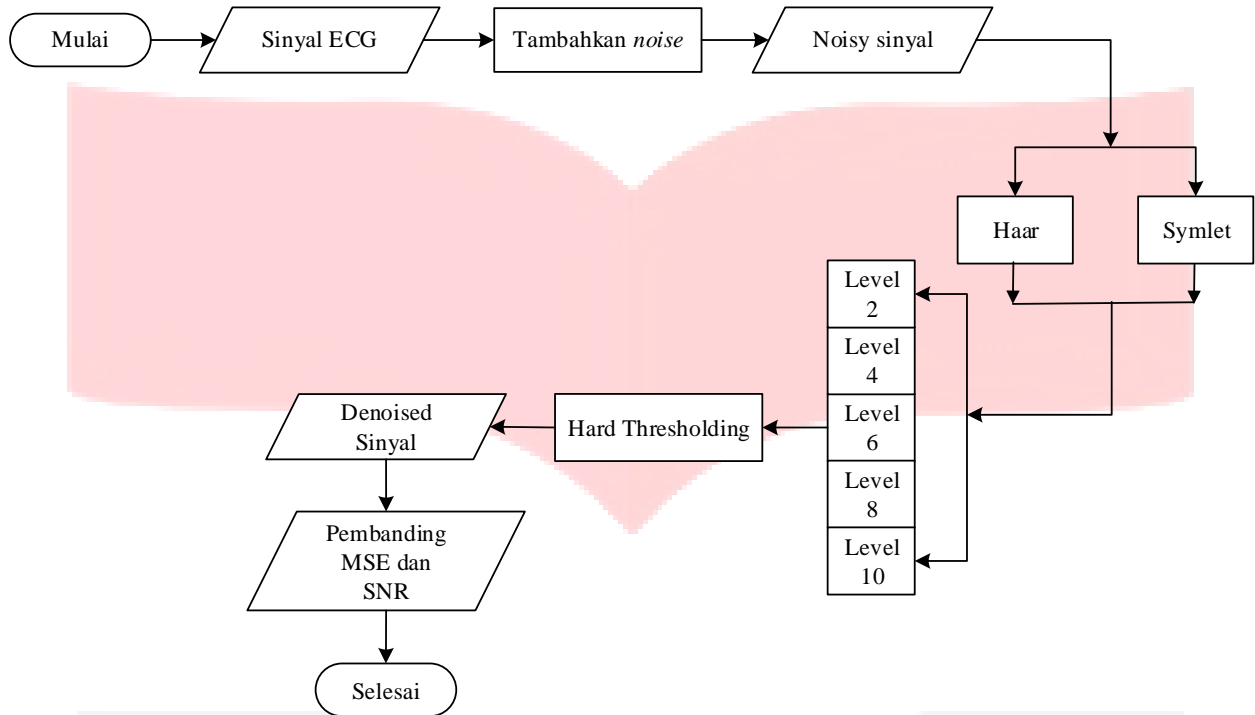
Gambar 3.1 Gambaran Umum Metode

3.2 Data

Data yang digunakan pada penelitian tugas akhir ini berupa data sinyal ECG bersih dan *noise*, dimana masing-masing data diambil dari database MIT-BIH *Arrythmia Database*, yaitu 108, 118, 208, 220, 228. Sedangkan data *noise* yang akan ditambahkan ke dalam data sinyal ECG bersih sebelum diterapkan ke dalam tahap *denoising* yaitu *Additive White Gaussian Noise* (AWGN), *Baseline Wander Noise* (BWN), *Elektroda Movement Noise* (EMN) dan *Muscle Artifact Noise* (MAN). Dalam pengujian ini menggunakan *hard thresholding*. Untuk data basis wavelet pada penelitian tugas akhir ini digunakan beberapa pilihan basis terbaik yaitu *Haar* dan *Symlet*. Basis terbaik yang digunakan diketahui menghasilkan kinerja terbaik berdasarkan pengujian yang telah dilakukan sebelumnya.

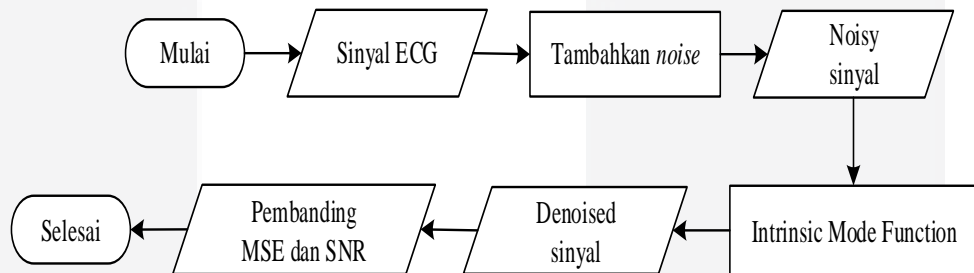
3.3 Desain Metode

3.3.1 Rancangan *Discrete Wavelet Transform*



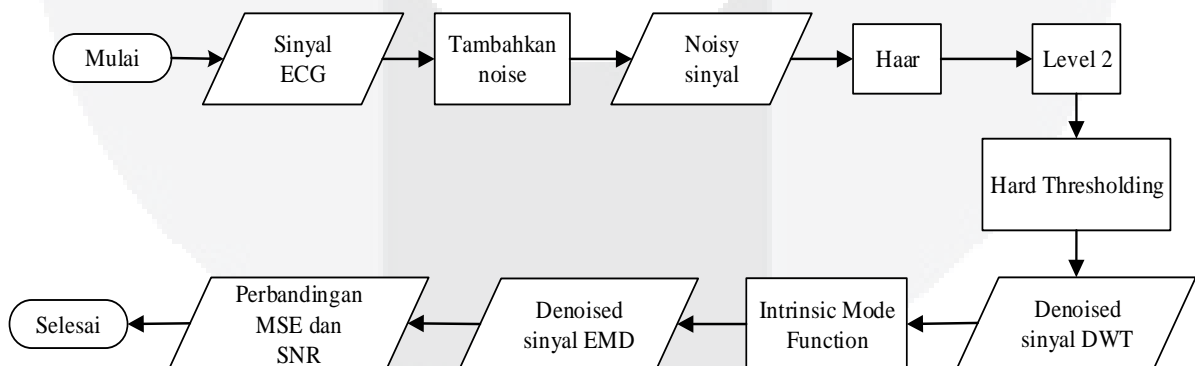
Gambar 3.1 *Discrete Wavelet Transform*

3.3.2 Rancangan *Empirical Mode Decomposition*



Gambar 3.1 *Empirical Mode Decomposition*

3.3.3 Rancangan Serial DWT-EMD



Gambar 3.1 Serial DWT-EMD

4. PENGUJIAN DAN ANALISA

4.1 Tujuan Pengujian

1. Merancang sistem denoising sinyal ECG menggunakan metode *discrete wavelet transform* (DWT) dan *empirical mode decomposition* (EMD)

2. Mengetahui hasil dari *Signal to Noise Ratio* (SNR) dari performansi sistem untuk setiap metode *denoising* sinyal ECG
3. Menganalisa sistem *denoising* sinyal terhadap *noise* berdasarkan hasil *signal to noise ratio* (SNR)

4.2 Skenario 1 (Pengujian DWT)

Pengujian sistem *denoising* sinyal *electrocardiogram* (ECG) dilakukan menggunakan matlab R2017a, dimana rancangan tersebut dibuat untuk mendapatkan hasil performansi dari metode *discrete wavelet transform* (DWT) terhadap dataset sinyal *electrocardiogram* pada rekaman 108, 118, 208, 220, 228 dengan beberapa noise yaitu *muscle artifact noise* (MAN), *electrode movement noise* (EMN), *baseline wander noise* (BWN) dari database MIT-BIH *arrhythmia*. Selain data *noise* tersebut, digunakan *additive white Gaussian noise* (AWGN) dalam pengujian ini. Berikut hasil pengujian untuk setiap parameter dapat dilihat pada tabel dengan penambahan AWGN.

Tabel 4.1 Hasil Denoised AWGN Menggunakan Basis Wavelet Haar

Input SNR	Basis	Level	MSE (dB)		SNR (dB)		PSNR (dB)	
			Noisy	Denoised	Noisy	Denoised	Noisy	Denoised
20 dB	haar	10	1.14039	0.008609	0.0217548	21.1965	-4.18565	17.0354
25 dB	haar	4	1.13943	0.0025279	-0.013369	26.5184	-4.18197	22.3573
30 dB	haar	2	1.13516	0.0008334	0.0001809	31.3375	-4.16568	27.1764

Tabel 4.2 Hasil Denoised BWN Menggunakan Basis Wavelet Symlet

Input SNR	Basis	Level	MSE (dB)		SNR (dB)		PSNR (dB)	
			Noisy	Denoised	Noisy	Denoised	Noisy	Denoised
20 dB	haar	2	2.01896	0.138054	-3.13276	9.14551	-6.66638	4.98439
25 dB	haar	2	1.5977	0.0438146	-1.88042	14.1298	-5.65006	9.96871
30 dB	haar	2	1.38401	0.0139941	-1.10055	19.0866	-5.02651	14.9255

4.3 Skenario 2 (Pengujian EMD)

Pengujian kedua dilakukan simulasi sinyal ECG menggunakan metode *Empirical Mode Decomposition* (EMD) untuk *denoising* Elektroda Movement Noise (EMN).

Tabel 4.3 Hasil Denoised EMN Menggunakan EMD

Input SNR	MSE (dB)		SNR (dB)		PSNR (dB)	
	Noisy	Denoised	Noisy	Denoised	Noisy	Denoised
20 dB	1.82208	0.095357	-2.59616	10.7525	-6.22079	6.59135
25 dB	1.48979	0.03312	-1.54176	15.3452	-5.3725	11.184
30 dB	1.33212	0.013498	-0.896032	19.2435	-4.86054	15.0823

4.4 Skenario 3 (Pengujian Serial DWT-EMD)

Pengujian ketiga dilakukan simulasi sinyal ECG menggunakan serial metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Empirical Mode Decomposition* (EMD) untuk denoising Muscle Artifact Noise (MAN).

Tabel 4.4 Hasil Denoised MAN Menggunakan Serial DWT-EMD

Input SNR	MSE		SNR		PSNR	
	Noisy	Denoised	Noisy	Denoised	Noisy	Denoised
20 dB	4.81373	1.3475	-7.67687	-0.749289	-10.4399	-4.9104
25 dB	2.87162	0.134993	-5.00399	9.24288	-8.19638	5.08177
30 dB	2.00625	0.134993	-3.11281	9.24288	-6.63897	5.08177

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian tugas akhir ini melakukan performansi sinyal *denoising* terhadap metode *discrete wavelet transform* dan *empirical mode decomposition* dengan tujuan yang tertera pada bab 1, diantaranya adalah :

1. Berdasarkan nilai output SNR, pengujian yang dilakukan terhadap sinyal ECG dengan menggunakan metode discrete wavelet transform didapatkan nilai SNR terbaik dengan menggunakan basis wavelet symlet, dimana sinyal di lakukan pada dekomposisi 2 dan di filter menggunakan hard thresholding dan diteruskan dengan proses rekonstruksi sinyal. Pengujian dengan empirical mode decomposition, didapatkan nilai SNR terbaik dengan melakukan IMF sampai pada iterasi ke-4, karena apabila dilanjutkan ke iterasi berikutnya sinyal keluaran akan mendekati bentuk datar.
2. Dari hasil nilai output SNR, dapat diketahui bahwa perancangan sistem denoising dengan menggunakan metode discrete wavelet transform dan empirical mode decomposition dapat bekerja secara efektif dan mampu menghilangkan noise. Namun, discrete wavelet transform dapat menghasilkan performansi yang terbaik dibandingkan dengan empirical mode decomposition.
3. Dari pengujian yang telah dilakukan, sistem *denoising* menggunakan metode *discrete wavelet transform* (DWT) bekerja secara efektif pada SNR input 20 dB, 25 dB dan 30 dB terhadap sinyal yang mengandung *additive white gaussian noise* (AWGN) dengan nilai SNR output secara berturut-turut 21.1965 dB, 26.5184 dB dan 31.3375 dB. Pada *baseline wander noise* (BWN) dan *elektroda movement noise* (EMN) sistem bekerja efektif pada SNR input 25 dB dan 30 dB dengan nilai SNR output BWN 14.0956 dB dan 18.9991 dB. Penambahan *elektroda movement noise* (EMN) terhadap sinyal ECG dengan SNR input 25 dB dan 30 dB dengan nilai SNR yang didapat 15.9295 dB dan 20.7765 dB.

5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan peningkatan terhadap metode, yaitu :

1. Melakukan sistem *denoising* dengan metode yang lebih spesifik, untuk *empirical mode decomposition* (EMD) dapat diteruskan dengan metode *essemble empirical mode decomposition* (EEMD) dengan data uji yang berbeda
2. Menerapkan sistem *denoising* ke dalam pendeteksi jantung *electrocardiogram* secara *real* dengan menggunakan metode yang menghasilkan kinerja terbaik dalam menghilangkan *noise*

DAFTAR REFERENSI

- [1] Chandel, Savita and Singh, Kuldeep. September 2016. "ECG Denoising Using Wavelet Transform and Soft Thresholding". *International Journal of Advaced Research in Computer Science and Software Engineering*, Volume 6, 370-372.
- [2] Cornelia, Gordan and Romulus, Reiz. "ECG SIGNALS PROCESSING USING WAVELET". *Electronics Department, Faculty of Electrical Engineering, Oradea, Romania*.
- [3] Ergen, Burhan. April 2012, "Signal and Image Denoising Using Wavelet Transform". *Advanced in Wavelet Theory and Their Application in Engineering, Physics and Technology*, 500-501.
- [4] Gokhale, Prajakta S. May 2012, "ECG Signal De-noising using Discrete Wavelet Transform for removal of 50Hz PLI noise". *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, Volume 2, 81-82.
- [5] Kaur, Harjeet and Rajni. June 2016, "ECG Signal Denoising with Savitzky-Golay Filter and Discrete Wavelet Transform (DWT)". *Research Scholar and Associate Professor, ECE Department*, Volume 36, 266-267.
- [6] Kemih, Mina. April 2014, "EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION AND NORMAL SHRINK THRESHOLDING FOR SPEECH DENOISING". *International Journal on Information Theory*, Vol. 3, 27-28.
- [7] Kharate, Pragati S, dkk. "ECG Signal Technique based on DWT & QRS Complex Estimation". *Electronics & Telecommunication*, Nagpur, India.

- [8] Kim, D and Oh, H.-S. (2009) EMD: A Package for Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectrum, *The R Journal*, 1, 40-46.
- [9] M.Vijayavanan, dkk. April 2014, "Automatic Classification of ECG Signal for Heart Disease Diagnosis using morphological features". *International Journal of Computer Science & Engineering Technology*, Vol. 5, 451-452.
- [10] Martis Roshan Joy, dkk. 2014, "Wavelet-based Machine Learning Techniques for ECG Signal Analysis". *Machine Learning in Healthcare Informatics*, 28-29.
- [11] Pambudi, Faída Esti. Januari 2017, "Analisis Kinerja Terbaik Sistem Denoising Sinyal EKG Berbasis Wavelet" Fakultas Informatika, Universitas Telkom.
- [12] Phinyomark A, dkk. 2011. "Application of Wavelet Analysis in EMG Feature Extraction fo Pattern Classificatin". *MEASUREMENT SCIENCE REVIEW*, Volume 11, 45-46.
- [13] Utari, Evrita Lusiana. Juni 2014, "PENGOLAHAN SINYAL KARDIOGRAFI DENGAN MENGGUNAKAN ALIHRAGAM GELOMBANG SINGKAT". *Jurnal Teknologi*, volume 7, 92-93.
- [14] Wavelet Browser. Wavelets. [Online]. Available : <http://wavelets.pybytes.com/wavelet/haar/>. [Dikutip: 10 November 2017.]
- [15] Wavelet Browser. Wavelets. [Online]. Available : <http://wavelets.pybytes.com/wavelet/sym8/>. [Dikutip: 10 November 2017.]