

Perfoma *Discrete Wavelet Transform* dalam *Denoising* Sinyal EKG Berdasarkan Evaluasi *Signal-to-Noise Rasio*

Discrete Wavelet Transform Performance in ECG Signal Denoising Based on Signal-to-Noise Rasio Evaluation

Febriyanti Panjaitan¹, Rizki Amalia²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Bina Darma

E-mail: ¹febriyanti_panjaitan@binadarma.ac.id, ²rarizamalia@gmail.com

Abstrak

Denoising adalah cara dalam menghilangkan *noise* yang ada pada sinyal *elektrodiagram*, sehingga gelombang yang ada pada *elektrodiagram* dapat dianalisis dengan menggunakan mesin untuk mendapatkan prediksi penyakit jantung yang diderita. Beberapa penelitian yang telah menganalisis sinyal *elektrodiagram* mengusulkan metode *denoising* dengan menggunakan *Discrete Wavelet Transform*, karena metode ini memberikan solusi kualitas yang lebih baik dibandingkan dengan metode *denoising* lainnya. Penelitian ini akan bertujuan melakukan *denoising* dengan menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* serta membandingkan performa dari *wavelet family* yang terdapat pada metode tersebut dengan persamaan evaluasi *Signal-to-Noise Rasio*. Data yang digunakan adalah data pasien yang memiliki diagnosis *Ventricular Tachycardia* yang diambil dari data MITB. Penelitian memberikan hasil dan gambaran hasil *denoising* untuk setiap *wavelet family* yang ada pada *Discrete Wavelet Transform*. Berdasarkan hasil evaluasi *Signal-to-Noise Rasio* bahwa *sym6* dan *db6* memberikan performa yang lebih baik dibandingkan dengan *wavelet family* yang lainnya, karena kedua *wavelet* ini memiliki nilai yang lebih tinggi.

Kata kunci: *Denoising*, *Elektrodiagram*, DWT, SNR, Performa

Abstract

Denoising is a way to remove noise in the electrodiagram signal, so that the waves on the electrodiagram can be analyzed using a machine to get a prediction of heart disease. Several studies that have analyzed the electrodiagram signal have proposed a denoising method using *Discrete Wavelet Transform*, because this method provides a better quality solution than other denoising methods. This study aims to denoise using the *Discrete Wavelet Transform* method and compare the performance of the wavelet family contained in this method with the *Signal-to-Noise Ratio* evaluation equation. The data used is data on patients who have a diagnosis of *Ventricular Tachycardia* taken from MITB data. The research provides results and descriptions of denoising results for each wavelet family in the *Discrete Wavelet Transform*. Based on the results of the evaluation of the *Signal-to-Noise Ratio* that *sym6* and *db6* provide better performance than other wavelet families, because these two wavelets have higher values

Keywords: *Denoising*, *Elektrodiagram*, DWT, SNR, Performance

1. PENDAHULUAN

Elektrokardiogram (EKG) merupakan sinyal yang menggambarkan irama jantung dalam mendiagnosis dan mengetahui kondisi kesehatan jantung seseorang[1], [2]. Namun dalam melakukan analisis EKG sering ditemui *noise*, sehingga sulit untuk mendapatkan hasil diagnosis yang baik, karena EKG dianggap sebagai sinyal *biosignals non-stasioner* yang membutuhkan proses *denoising*[3]. EKG terdiri atas gelombang P, gelombang QRS kompleks dan gelombang T[4], dimana sebelum dilakukan *denoising*, gelombang ini tidak dapat terlihat jelas karena masih

terdapat banyak *noise* pada EKG, sehingga menyulitkan bagi para peneliti untuk melakukan analisis dalam mendeteksi dan memprediksi penyakit jantung. *Noise* berasal dari berbagai sumber seperti interferensi pada jalur listrik, aktivitas otot dan akibat dari gerakan organ tubuh lainnya[5]. *Denoising* adalah cara untuk menghilangkan *noise* yang terdapat pada sinyal EKG yang tersebar pada rentang dan frekuensi yang sama[6]. Dalam beberapa penelitian [7],[8],[9],[10] yang telah melakukan pengujian untuk penyakit jantung, terdapat kegiatan *preprocessing*, dimana dalam proses ini salah satu kegiatannya adalah untuk menghilangkan *noise* pada EKG. Dengan adanya *denoising*, maka dataset EKG yang digunakan untuk menerapkan model yang dikembangkan oleh peneliti dapat dilakukan, sehingga mendapatkan nilai akurasi terbaik.

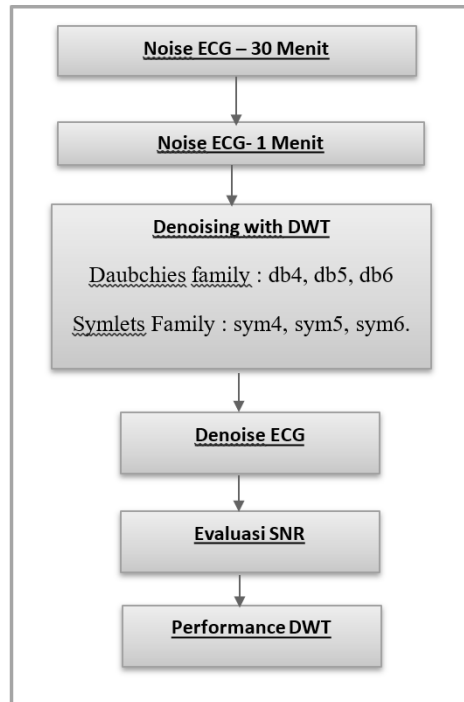
Dalam beberapa *literature* banyak pendekatan yang telah diusulkan untuk menghilangkan *noise* pada sinyal EKG. Dalam studi yang dilakukan oleh D. Zhang, dkk [11] menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dengan 5 data pasien yang open akses dari MIT-BIH *database*, dan menyatakan metode ini dapat meningkatkan kualitas dari sinyal EKG dibandingkan dengan metode yang lain berdasarkan evaluasi dari *Signal-to-noise* (SNR), sedangkan S. Mandala, dkk [12] mengeksplor DWT dengan 5 data pasien untuk menghilangkan *noise* yang ada pada EKG sinyal dan memberikan hasil bahwa DWT metode terbaik dalam *denoising* berdasarkan SNR, sementara W. Jenkal, dkk [13] mengusulkan DWT adalah salah satu teknik *denoising* yang banyak digunakan dan memberikan solusi penting untuk sinyal EKG, dan studi juga yang dilakukan oleh G. Kaushik, dkk [14] menyajikan pendekatan *denoising* EKG dengan menggunakan DWT untuk data sinyal EKG dengan 1 pasien.

DWT memiliki beberapa parameter yang ada pada *wavelet family* yaitu *Daubechies*, *Coiflets*, *Symlets*, *Discrete Meyer*, *Biothogonal*[15]. Masing-masing *wavelet* memiliki kontribusi yang berbeda untuk melakukan *denoising*, namun dari beberapa referensi dari penelitian yang telah dilakukan, mengusulkan untuk menggunakan *wavelet families* dari *Daubechies* dan *Symlets* karena berdasarkan hasil penelitian rata-rata nilai dari kedua *wavelet families* ini memberikan hasil SNR relatif tinggi, sehingga sinyal EKG mendekati bentuk aslinya.

Berdasarkan latar belakang yang ada dan beberapa referensi penelitian yang telah menggunakan DWT sebagai metode pendekatan untuk melakukan *denoising*, maka penelitian ini akan memberikan kontribusi untuk mengeksplorasi DWT berdasarkan parameter dari *wavelet families* dengan data pasien yang berbeda dari penelitian sebelumnya, yaitu data pasien yang memiliki gejala penyakit jantung dengan anotasi simbol “(VT” *Ventricular Tachycardia* pada dataset open akses yaitu MIT-BIH *database*[16] dengan data subjek senyap 11 pasien. VT adalah aritmia yang bisa mengarah ke kondisi risiko terjadinya kematian mendadak pada pasien penyakit jantung[17]. Penelitian ini diharapkan membantu memberikan referensi kepada para peneliti dalam melakukan analisis terutama pada proses *preprocessing* untuk mengklasifikasi atau mendeteksi pasien dengan penyakit jantung berdasarkan data open akses dari MIT-BIH *database* dengan kondisi pasien yang memiliki diagnosis VT.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang di usulkan terdapat pada Gambar 1 Metode Pendekatan, yaitu penelitian bersifat komparatif dalam melakukan *denoising* pada sinyal EKG, terdapat 6 tahapan yang akan dilakukan, (1) sinyal *noise* EKG dengan panjang gelombang 30 Menit, (2) sinyal *noise* EKG menjadi 1 menit, (3) *Denoising* with DWT, (4) mendapatkan *Denoise* EKG, (5) Evaluasi SNR, (6) Performa DWT.



Gambar 1 Metode Pendekatan

2.1 Noise EKG (30 Menit)

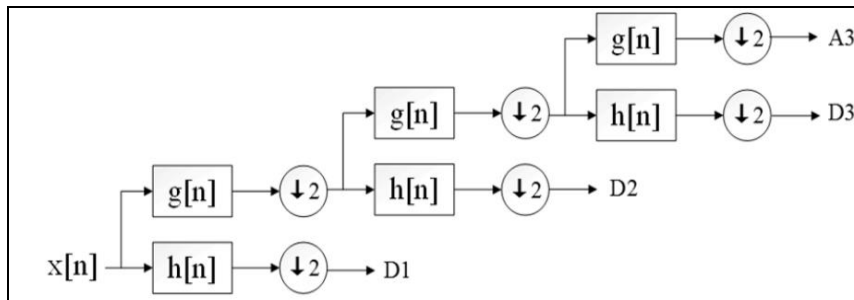
Mendapatkan dataset yang disediakan oleh database yang bersifat open akses yaitu MIT-BIH dengan data “*Arrhythmia*” (MITDB). Data ini berisi sinyal EKG dengan 47 pasien, dengan laju sampling 360Hz, panjang gelombang pasien sekitar 30 menit[18]. Data EKG yang akan digunakan pada penelitian ini adalah data *rhythmns annotations* dengan simbol “(VT” *Ventricular Tachycardia* merupakan anotasi yang menyimbolkan penyakit jantung[16]. Pasien yang memiliki anotasi tersebut yaitu *record* 200, 203, 205, 210, 213, 214, 215, 217, 221, 223, 233.

2.2 Noise EKG (1 Menit)

Panjang gelombang awal EKG MITDB yang semula 30 Menit yang disediakan akan digunakan sepanjang 1 menit dari panjang gelombang awal dilakukan *denosing*. Hal ini dilakukan karena untuk melihat detail hasil *denoising*, jika menggunakan 30 menit data panjang gelombang, maka hasil *denosing* tidak akan terlihat jelas

2.3 Denoising with DWT

Sinyal EKG yang *noise* akan di ekstraksi menggunakan algoritma DWT. Beberapa parameter yang ada pada DWT divariasikan untuk mendapatkan sinyal yang mengeluarkan *denoise* terbaik. Kinerja DWT akan dibandingkan dengan menerapkan parameter wavelet yang berbeda[19]. DWT diwujudkan dengan melewati sinyal melalui serangkaian *low-pass-filter* dan *high-pass-filter*[20]. Gambar 2 Dekomposisi wavelet menguraikan dekomposisi DWT sinyal menjadi komponen-komponen rinci dan mendekati komponen dengan skala yang berbeda. Skema dari transformasi *wavelet* diskrit, dimana $x[n]$ adalah sinyal *input* diskrit dengan panjang n ; $g[n]$ adalah *filter* lolos dengan nilai rendah, yang dapat menyaring bagian frekuensi tinggi dari sinyal input dan mengeluarkan bagian frekuensi rendah. $h[n]$ adalah *filter* lolos tinggi, berlawanan dengan *filter-low-pass*, *filter* ini menyaring bagian frekuensi rendah dan mengeluarkan bagian frekuensi tinggi yaitu *filter-down-sampling*[21], [22].



Gambar 2 Dekomposisi wavelet

Dengan data 11 sinyal *noise* dari EKG MITDB, selanjutnya akan dilakukan *denoising* dengan 2 *wavelet family* yaitu *Daubechies family* : db4, db5, db6 dan *symlets family* : sym4, sym5, dan sym6. Algoritma DWT berisi tiga langkah yaitu dekomposisi *wavelet*, melakukan pemrosesan koefisien dan melakukan rekonstruksi dari *wavelet*[23]. *Wavelet* ini sering digunakan oleh beberapa peneliti [1], [24], [25] untuk melakukan *denoising* penelitian dalam melakukan pengujian terhadap data penyakit jantung.

Berdasarkan gambar 2 untuk dekomposisi dalam penentuan level *wavelet* dilakukan berdasarkan jenis *wavelet* yang digunakan, seperti menggunakan sym4 dengan nilai 4 menyatakan nomor indeks *wavelet*, nomor indeks ini mengacu pada banyaknya koefisien dari *highpass filter* h[n] dan *lowpass filter* g[n], sehingga sym4 memiliki masing-masing 4 koefisien maka dilakukan hingga ke level 5[3].

2.4 Denoising EKG

Setelah mendapatkan sinyal *denoising* dari metode DWT dengan 6 *wavelet family*, tahapan ini akan menampilkan hasil dari enam parameter dengan algoritma DWT.

2.5 Evaluasi SNR

Kinerja DWT akan diukur berdasarkan analisis SNR dari sinyal *output*. Pada dasarnya SNR adalah istilah dari rekayasa untuk rasio daya antar sinyal dan *noise*. Jenis *wavelet* metode ambang batas dan pemilihan jenis yang akan memvariasikan nilai SNR. Semakin besar SNR yang diukur, semakin baik parameter dari DWT yang akan dipilih atau parameter *wavelet* memiliki kinerja yang semakin baik[12], [26]. Perhitungan SNR dinyatakan dalam *logarithmic decibel scale* [27] dengan persamaan dibawah ini :

$$SNR = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_0^{n_x-1} [r(x)]^2}{\sum_0^{n_x-1} [r(x)-t(x)]^2} \right] \quad (1)$$

Keterangan :

SNR = Rasio Sinyal Noise

(x) = sinyal asli

t(x) = sinyal *denoise*

x = jumlah sampel dalam sinyal

2.6 Perfoma DWT

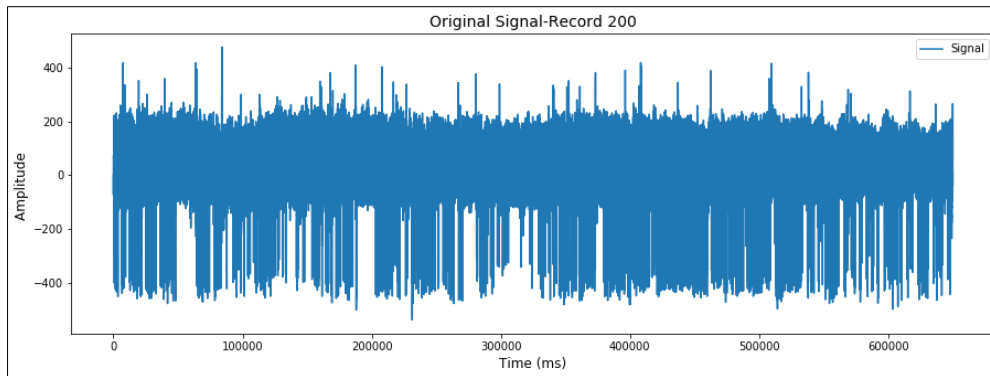
Berdasarkan SNR maka akan mendapatkan kinerja dari *wavelet family* yang memiliki perfoma yang terbaik untuk melakukan *denoising* pada sinyal EKG terutama pada pasien dari MITDB dengan kondisi pasien yang memiliki penyakit jantung.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian yang telah didapatkan berdasarkan tahapan yang dilakukan pada metode penelitian yang telah dilakukan yaitu :

3.1 Noise EKG (30 Menit)

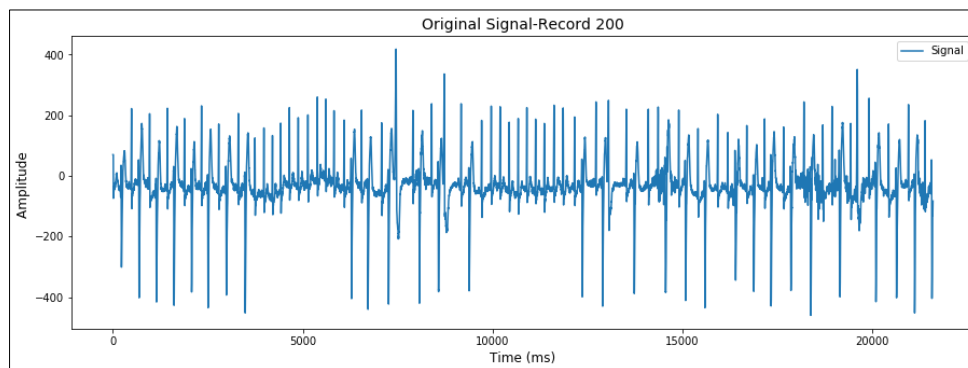
Dalam tahapan ini, kami akan mengambil data dengan panjang gelombang 30 menit yang terlihat pada Gambar 3 Original record 200 (30 Menit) yang menampilkan hasil gambar panjang sinyal 30 menit dari pasien dengan *record* 200 yang diambil menggunakan bahasa pemrograman python.



Gambar 3 Original record 200 (30 Menit)

3.2 Noise EKG (1 Menit)

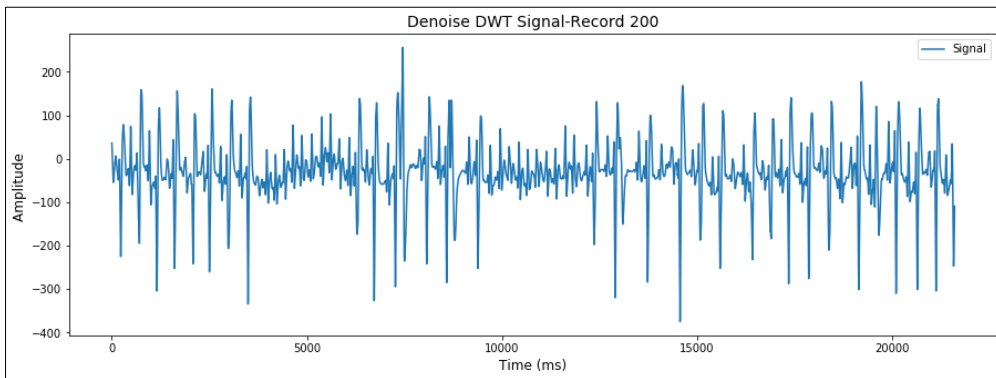
Kemudian gambar panjang gelombang 30 menit, akan di ambil data 1 menit saja, yang dapat dilihat pada Gambar 4 Original record 200 (1 Menit), penghitungan jumlah sample 1 menit adalah panjang frekuensi 360Hz per 1 detaik dikalikan dengan 1 menit (60 detik) sehingga didapatkan 21.600 sample.



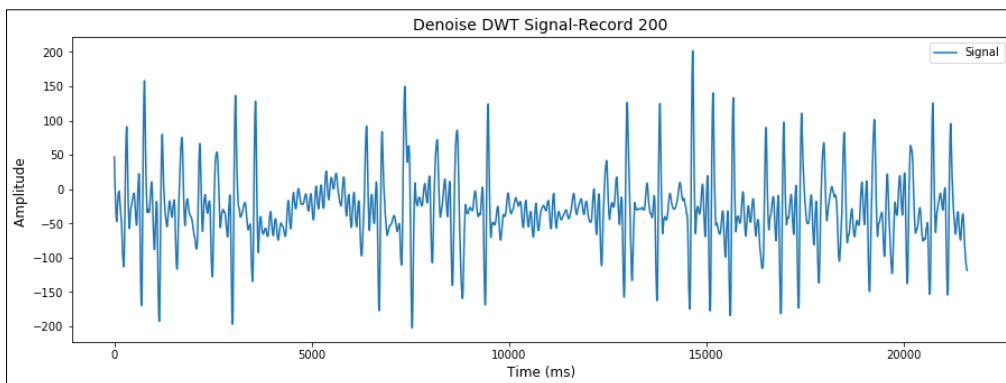
Gambar 4 Original record 200 (1 Menit)

3.3 Denoising with DWT

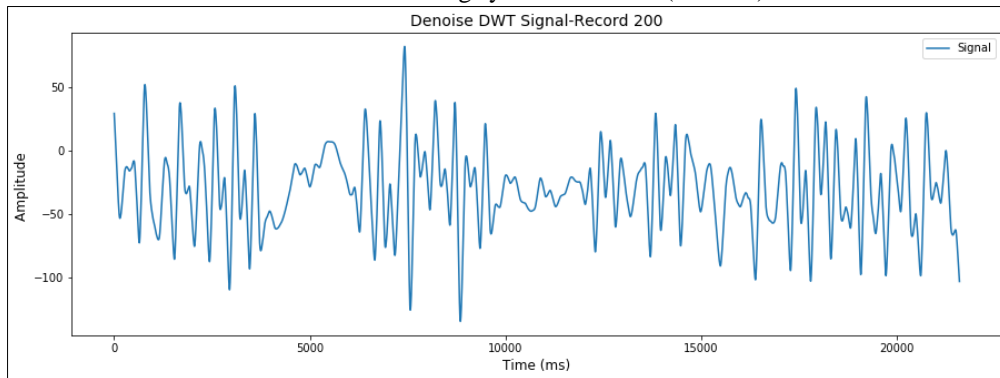
Sesuai dengan tahapan dari metodologi yang diusulkan, bahwa *wavelet family* yang digunakan adalah *symlets family* : sym4, sym5, sym6 dan *Daubchies family* : db4, db5, db6 dan , maka dibawah ini terdapat gambar 5 – gambar 10 yang merupakan hgambar atau tampilan dari hasil *denosing* untuk masing-masing *wavelet family* dengan menggunakan *record* pasien 200 pada mitdb. Pada Gambar 5-7 dengan menggunakan *symlets family* terlihat perbedaan bentuk masing-masing gambar hasil *denoising*, hasil dari sym6 menampilkan bentuk gelombang EKG yang lebih jelas dari kedua gambar lainnya. Sedangkan pada gambar 7-10 yang menggunakan parameter dari *Daubchies family* juga memperlihatkan perbedaan hasil masing-masing dari parameter, parameter db6 memberikan hasil yang terbaik dari kedua parameter lainnya, hal ini juga sama hal nya seperti sym6 yaitu dapat memberikan keakuratan bentuk gelombang dari ECG. Hasil ini didapatkan dengan menggunakan bahasa pemrograman pyhton sesuai dengan dekomposisi Dekomposisi *wavelet* pada gambar 2.



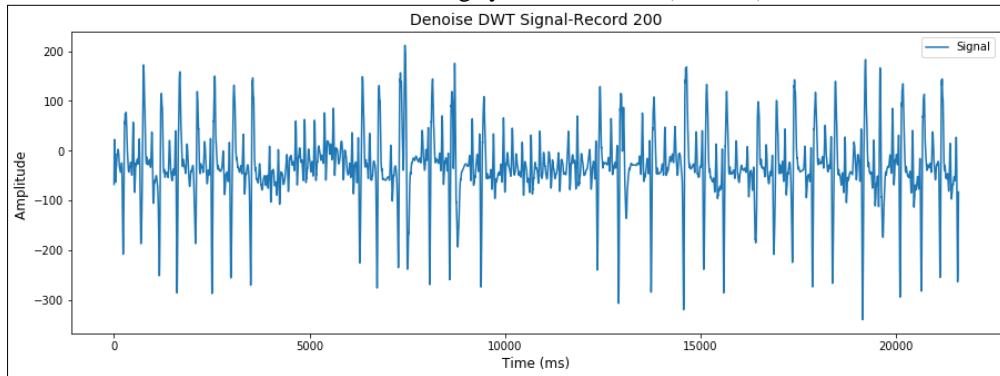
Gambar 5 Denoising sym4 record 200 (1 Menit)



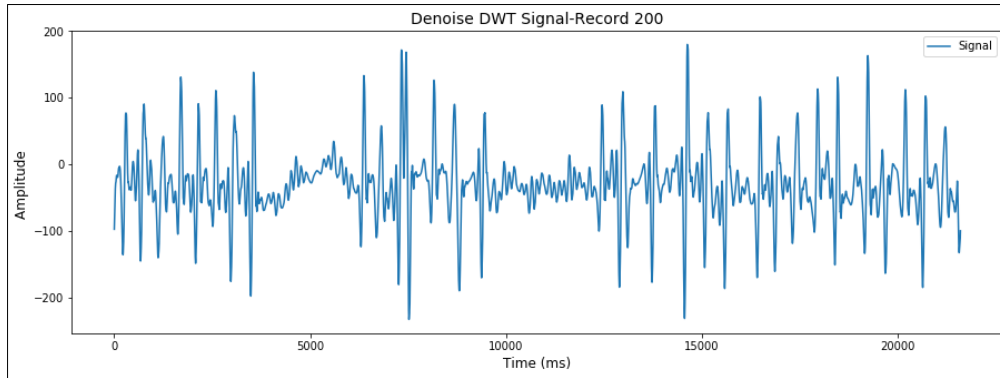
Gambar 6 Denoising sym5 record 200 (1 Menit)



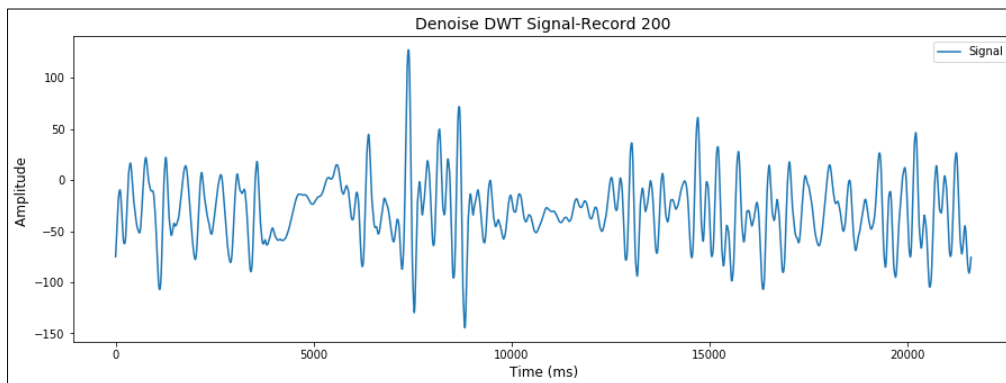
Gambar 7 Denoising sym6 record 200 (1 Menit)



Gambar 8 Denoising db4 record 200 (1 Menit)



Gambar 9 Denoising db5 record 200 (1 Menit)



Gambar 10 Denoising db6 record 200 (1 Menit)

3.4 Evaluasi SNR

Setelah dilakukan *denoising* untuk masing-masing *wavelet family*, maka selanjutnya untuk melihat kinerja dari masing *wavelet* tersebut menggunakan persamaan dari evaluasi SNR, berdasarkan persamaan tersebut didapatkan hasil untuk 11 *record*, hasil tersebut dapat dilihat pada Tabel 1 Hasil Denoising berdasarkan SNR

Tabel 1 Hasil Denoising berdasarkan SNR

Record	SNR					
	sym4	sym5	sym6	db4	db5	db6
200	-3,369	-2,235	-0,046	-3,399	-2,316	-0,204
203	-4,393	-3,355	-2,623	-4,397	-3,446	-2,622
205	5,829	7,987	9,879	5,842	7,993	9,838
210	-1,010	0,175	1,689	-0,994	0,186	1,605
213	-0,029	2,576	5,598	-0,021	2,451	5,551
214	-2,547	-1,492	0,339	-2,583	-1,505	0,271
215	-1,703	-0,352	1,184	-1,703	-0,256	1,31
217	-5,629	-4,695	-3,034	-5,666	-4,678	-3,053
221	-0,553	0,965	2,951	-0,581	0,781	2,981
223	2,932	4,119	5,929	2,907	4,087	6,052
233	-4,620	-3,832	-2,089	-4,644	-3,799	-2,198

3.5 Perfoma DWT

Setelah mendapatkan hasil SNR berdasarkan tabel 2, maka dapat dikatakan bahwa sym6 dan db6 berdasarkan evaluasi dari SNR memberikan nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan *wavelet family* lainnya, sehingga penelitian ini memberikan rekomendasi bahwa sym6 dan db6

dapat digunakan dalam melakukan *denoising* dengan pasien MITDB dengan diagnosis anatomi ritme “VT” *Ventricular Tachycardia*.

4.KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini telah melakukan pengujian dalam *denoising* EKG dan melihat performa dari *wavelet family* yang ada pada DWT yaitu *Daubechies family* : db4, db5, db6 dan *symlets family* : sym4, sym5, dan sym6. Masing-masing *wavelet family* tersebut telah memberikan hasil *denoising* yang dapat dilihat pada gambar 5 – gambar 10. Dataset yang digunakan adalah MITDB dengan diagnosis *Ventricular Tachycardia* dan berdasarkan evaluasi dari SNR bahwa sym6 dan db6 memberikan performa yang baik dalam melakukan *denoising*. Penelitian selanjutnya agar dapat menguji data dengan kondisi penyakit jantung lainnya seperti pasien dengan kondisi *Congestive Heart Failure*, sehingga didapatkan keakuratan atau *performance* metode DWT dalam melakukan *denoising* pada kondisi pasien dengan penyakit jantung.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti ingin mengucapkan terima kasih kepada Universitas Bina Darma dan Direktorat Riset dan Pengabdian Masyarakat (DRPM) Universitas Bina Darma atas dukungannya dan pengembangan pada karya penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Aqil, A. Jbari, and A. Bourouhou, “ECG Signal Denoising by Discrete Wavelet Transform,” *Int. J. Online Eng.*, vol. 13, no. 9, 2017.
- [2] G. T. Ramadhani, A. Adiwijaya, and D. Q. Utama, “Klasifikasi Penyakit Aritmia Melalui Sinyal Elektrokardiogram (ekg) Menggunakan Metode Local Features Dan Support Vector Machine,” *eProceedings Eng.*, vol. 5, no. 1, 2018.
- [3] M. Risnasari, “Penekanan Noise Pada Sinyal EKG Menggunakan Transformasi Wavelet,” *J. Ilm. Educic Pendidik. dan Inform.*, vol. 1, no. 1, 2014.
- [4] S. Kaplan Berkaya, A. K. Uysal, E. Sora Gunal, S. Ergin, S. Gunal, and M. B. Gulmezoglu, “A survey on ECG analysis,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 43, pp. 216–235, 2018, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.03.003>
- [5] O. Heriana and A. M. Al Misbah, “Comparison of wavelet family performances in ECG signal denoising,” *J. Elektron. dan Telekomun.*, vol. 17, no. 1, pp. 1–6, 2017.
- [6] S. L. Joshi, R. A. Vatti, and R. V. Tornekar, “A survey on ECG signal denoising techniques,” in *2013 International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, 2013, pp. 60–64.
- [7] I. Mohapatra, P. Pattnaik, and M. N. Mohanty, *Cardiac Failure Detection Using Neural Network Model with Dual-Tree Complex Wavelet Transform*, vol. 846. Springer Singapore, 2019. <https://doi.org/10.1007/978-981-13-2182-5>
- [8] N. A. Polytechnic, “Detection of Shockable Ventricular Arrhythmia using Optimal Orthogonal Wavelet Filters Detection of Shockable Ventricular Arrhythmia using Optimal Orthogonal Wavelet Filters,” no. January, 2019, <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04061-8>
- [9] J. D. Roberts *et al.*, “Electrocardiographic intervals associated with incident atrial fibrillation: Dissecting the QT interval,” *Hear. Rhythm*, vol. 14, no. 5, pp. 654–660, 2017, <https://doi.org/10.1016/j.hrthm.2017.02.005>
- [10] S. B. Anuja, U. N. K., and S. T. Sukanya, “ECG Signals Classification using Statistical and Wavelet Features,” *Int. J. Recent Technol. Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 1497–1504, 2020, <https://doi.org/10.35940/ijrte.d8857.018520>
- [11] D. Zhang *et al.*, “An ECG signal de-noising approach based on wavelet energy and sub-band smoothing filter,” *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 22, 2019,

- <https://doi.org/10.3390/APP9224968>
- [12] S. Mandala, Y. N. Fuadah, M. Arzaki, and F. E. Pambudi, "Performance analysis of wavelet-based denoising techniques for ECG signal," in *2017 5th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT7)*, 2017, pp. 1–6.
 - [13] W. Jenkal, R. Latif, A. Toumanari, A. Dliou, O. El B'charri, and F. M. R. Maoulainine, "An efficient algorithm of ECG signal denoising using the adaptive dual threshold filter and the discrete wavelet transform," *Biocybern. Biomed. Eng.*, vol. 36, no. 3, pp. 499–508, 2016.
 - [14] G. Kaushik, H. P. Sinha, and L. Dewan, "BIOMEDICAL SIGNALS ANALYSIS BY DWT SIGNAL DENOISING WITH NEURAL NETWORKS.," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 62, no. 1, 2014.
 - [15] H. Serhal, N. Abdallah, J.-M. Marion, P. Chauvet, M. Oueidat, and A. Humeau-Heurtier, "Overview on prediction, detection, and classification of atrial fibrillation using wavelets and AI on ECG," *Comput. Biol. Med.*, p. 105168, 2022.
 - [16] "MIT-BIH Arrhythmia Database Directory (Introduction)." <https://archive.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm#annotations> (accessed Jun. 27, 2022).
 - [17] E. Ebrahimzadeh, M. S. Manuchehri, S. Amoozegar, B. N. Araabi, and H. Soltanianzadeh, "A time local subset feature selection for prediction of sudden cardiac death from ECG signal A time local subset feature selection for prediction of sudden cardiac death from ECG signal," no. December, 2017, <https://doi.org/10.1007/s11517-017-1764-1>
 - [18] "MIT-BIH Arrhythmia Database v1.0.0." <https://physionet.org/content/mitdb/1.0.0/> (accessed Jun. 27, 2022).
 - [19] A. B. H. Adamou-Mitiche, L. Mitiche, and H. Naimi, "Three levels discrete wavelet transform elliptic estimation for ECG denoising," in *2016 4th International Conference on Control Engineering & Information Technology (CEIT)*, 2016, pp. 1–5.
 - [20] R. Von Borries, P. JH, and H. Nazeran, "Redundant Discrete Wavelet Transform for ECG Signal Processing (< Special Issue> Biosensors: Data Acquisition, Processing and Control)," *Int. J. Biomed. Soft Comput. Hum. Sci. Off. J. Biomed. Fuzzy Syst. Assoc.*, vol. 14, no. 2, pp. 71–81, 2009.
 - [21] S. Mallat, *A wavelet tour of signal processing*. Elsevier, 1999.
 - [22] R. Von Borries, J. H. Pierluissi, and H. Nazeran, "Redundant discrete wavelet transform for ECG signal processing," *Biomed Soft Comput Hum Sci*, vol. 14, no. 2, pp. 69–80, 2009.
 - [23] H.-Y. Lin, S.-Y. Liang, Y.-L. Ho, Y.-H. Lin, and H.-P. Ma, "Discrete-wavelet-transform-based noise removal and feature extraction for ECG signals," *Irbm*, vol. 35, no. 6, pp. 351–361, 2014.
 - [24] R. S. Singh, B. Singh, S. Ramesh, and K. Sunkaria, "Arrhythmia detection based on time – frequency features of heart rate variability and back-propagation neural network," *Iran J. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 4, pp. 245–257, 2019, <https://doi.org/10.1007/s42044-019-00042-1>
 - [25] M. Systems, S. Sabut, M. Mohanty, and P. K. Biswal, "Machine learning approach to recognize ventricular arrhythmias using VMD based features," no. April, 2019, <https://doi.org/10.1007/s11045-019-00651-w>
 - [26] Y. A. Altay and A. S. Kremlev, "Signal-to-Noise Ratio and Mean Square Error Improving Algorithms Based on Newton Filters for Measurement ECG Data Processing," in *2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus)*, 2021, pp. 1590–1595.
 - [27] C. Sawant and H. T. Patii, "Wavelet based ECG signal de-noising," in *2014 First International Conference on Networks & Soft Computing (ICNSC2014)*, 2014, pp. 20–24.