

Peningkatan Kualitas Sinyal Elektrokardiogram dengan Filter Adaptif Recursive Least Squares

Santoso¹, Ratna Hartayu², Puji Slamet³, Aris Heri Andriawan⁴, Kukuh Setyadjit⁵, Mochammad Irfan Cahyono⁶, Abdul Jabaruddin⁷

¹Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

²Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

³Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

⁴Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

⁵Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

⁶Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

⁷Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

Email: santoso@untag-sby.ac.id

Abstract. This paper presents a comparative analysis of two adaptive filtering algorithms, namely Least Mean Square (LMS) and Recursive Least Square (RLS), for denoising electrocardiogram (EKG) signals contaminated with Gaussian noise. A five-second EKG signal was extracted from a PhysioNet database and artificially corrupted by additive white Gaussian noise. The noisy signal was then processed using both LMS and RLS filters, where parameter tuning was applied to each algorithm to optimize performance. The evaluation metrics used in this study include Mean Squared Error (MSE) and Signal-to-Noise Ratio (SNR). Experimental results demonstrate that the LMS filter achieved its best performance at a learning rate (μ) of 0.01, resulting in an MSE of 0.1218 and an SNR of 4.18 dB. In contrast, the RLS filter provided superior results with a forgetting factor (λ) of 0.99, achieving an MSE of 0.1179 and an SNR of 4.32 dB. These findings indicate that while RLS outperforms LMS in terms of signal recovery accuracy, LMS remains advantageous in computational simplicity and is more suitable for real-time applications. The comparative analysis suggests that the choice between LMS and RLS should consider the trade-off between denoising performance and computational efficiency, especially in portable or embedded biomedical devices.

Keywords: Electrocardiogram, Noise Reduction, Recursive Least Squares, Signal-to-Noise Ratio, Filter Performance.

Abstrak. Makalah ini menyajikan analisis komparatif terhadap dua algoritma filter adaptif, yaitu Least Mean Square (LMS) dan Recursive Least Square (RLS), untuk menghilangkan noise pada sinyal elektrokardiogram (EKG) yang terkontaminasi oleh noise Gaussian. Sinyal EKG berdurasi lima detik diambil dari basis data PhysioNet dan kemudian ditambahkan noise Gaussian putih secara artifisial. Sinyal yang tercemar ini diproses menggunakan filter LMS dan RLS, dengan penerapan tuning parameter pada masing-masing algoritma untuk mengoptimalkan kinerjanya. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan dua metrik utama, yaitu Mean Squared Error (MSE) dan Signal-to-Noise Ratio (SNR). Hasil pengujian menunjukkan bahwa filter LMS mencapai performa terbaik pada nilai learning rate (μ) sebesar 0.01 dengan MSE sebesar 0.1218 dan SNR sebesar 4.18 dB. Di sisi lain, filter RLS menunjukkan hasil yang lebih unggul dengan forgetting factor (λ) sebesar 0.99, menghasilkan MSE sebesar 0.1179 dan SNR sebesar 4.32 dB. Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun RLS memberikan akurasi pemulihan sinyal yang lebih baik, LMS tetap unggul dalam hal kesederhanaan komputasi dan lebih sesuai untuk aplikasi real-time. Analisis ini menyarankan bahwa pemilihan algoritma sebaiknya mempertimbangkan keseimbangan antara performa denoising dan efisiensi komputasi, khususnya pada perangkat biomedis portabel atau tertanam.

Kata Kunci: Elektrokardiogram, Pengurangan Noise, Filter Recursive Least Squares, Rasio Sinyal terhadap Noise, Kinerja Filter.

1. Pendahuluan

Sinyal EKG merepresentasikan aktivitas listrik jantung dan berguna dalam diagnosis berbagai gangguan jantung. Namun, sinyal ini rentan terhadap gangguan seperti noise putih, PLI, gerakan elektroda, dan artefak otot, yang dapat menurunkan akurasi. Oleh karena itu, pengolahan noise

diperlukan untuk menjaga integritas dan keandalan hasil diagnosis(Jingwei & Wenwen, 2015), (Burguera, 2019), (Curtin et al., 2018).

Filter digital seperti FIR dan IIR telah digunakan untuk mereduksi noise, tetapi memiliki keterbatasan saat menangani sinyal non-stasioner seperti EKG. Karena menggunakan koefisien tetap, filter ini sulit beradaptasi terhadap perubahan dinamis dalam frekuensi dan amplitudo sinyal, sehingga kadang tidak efektif dalam mengatasi noise kompleks atau yang berubah-ubah(Das & Chakraborty, 2017). Sinyal EKG bersifat non-stasioner, artinya karakteristik statistiknya seperti amplitudo dan frekuensi dapat berubah seiring waktu, misalnya akibat variasi detak jantung atau aktivitas fisik pasien. Filter digital konvensional (FIR/IIR) dengan koefisien tetap tidak mampu mengikuti perubahan dinamis ini secara efektif. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan filter yang dapat menyesuaikan responsnya secara otomatis terhadap perubahan sinyal input. Filter adaptif menjadi solusi utama karena kemampuannya untuk secara terus-menerus memperbarui koefisien filternya berdasarkan sinyal error, sehingga mampu melacak dan menyaring noise yang berubah-ubah tanpa memerlukan desain ulang.

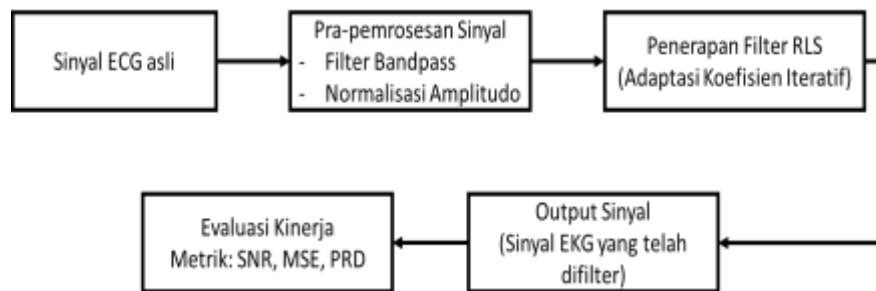
Tujuan utama penelitian ini untuk mengembangkan dan menerapkan filter adaptif berbasis algoritma Recursive Least Squares (RLS) pada sinyal EKG. Filter adaptif seperti RLS memiliki kemampuan untuk menyesuaikan koefisien filter secara dinamis sesuai dengan perubahan sinyal yang terjadi, sehingga lebih efektif dalam mengatasi noise(Dhas & Suchetha, 2023).

Dalam penelitian ini, algoritma RLS digunakan untuk mengolah sinyal EKG yang terkontaminasi oleh berbagai jenis noise. Sebagai perbandingan, algoritma Least Mean Squares (LMS) yang lebih sederhana juga akan diterapkan pada sinyal yang sama. Kedua algoritma akan dibandingkan dalam hal kinerja pengurangan noise menggunakan metrik-metrik evaluasi seperti Signal-to-Noise Ratio (SNR), Mean Squared Error (MSE), dan Percentage Root Mean Square Difference (PRD) (Marzog, Abd, & Yonis, 2022), (Moody & Mark, 1992). Sebagai pembandingan kinerja RLS, algoritma LMS juga digunakan dalam penelitian ini. Sama seperti RLS, LMS merupakan filter adaptif yang bekerja dengan memperbarui koefisien filternya secara iteratif untuk meminimalkan error antara sinyal output yang diinginkan dan sinyal output aktual. Perbedaan mendasar antara keduanya terletak pada algoritma pembaruan koefisien dan kompleksitas komputasinya. LMS menggunakan metode steepest descent dengan langkah adaptasi (μ) yang tetap, sehingga lebih sederhana dan ringan secara komputasi. Sementara RLS menggunakan pendekatan kuadrat terkecil yang meminimalkan jumlah kesalahan kuadrat tertimbang secara rekursif, menghasilkan konvergensi yang lebih cepat dan akurat namun dengan beban komputasi yang lebih tinggi.

Pengolahan sinyal EKG yang terkontaminasi oleh noise telah menjadi topik yang banyak diteliti dalam bidang pengolahan sinyal medis. Sinyal EKG sering kali dipengaruhi oleh berbagai jenis noise, seperti noise putih (white noise), gangguan daya listrik (power line interference), gerakan elektroda, dan artefak otot. Filter digital konvensional, seperti FIR dan IIR, telah digunakan untuk mengurangi noise pada sinyal EKG. Namun, karena sinyal EKG bersifat non-stasioner, filter dengan koefisien tetap ini sering kali gagal memberikan hasil yang memadai. Oleh karena itu, banyak penelitian yang berfokus pada penggunaan algoritma filter adaptif, yang dapat menyesuaikan koefisien filter secara dinamis untuk mengatasi noise yang lebih kompleks(Yusuf et al., 2024), (Santoso et al., 2024).

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa RLS dapat memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan LMS dalam hal konvergensi yang lebih cepat dan pengurangan noise lebih akurat. Telah dikembangkan algoritma RLS untuk pengurangan noise pada sinyal EKG dan menemukan bahwa RLS memberikan konvergensi yang lebih cepat dan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan LMS(Cai, 2022). RLS juga terbukti lebih efektif dalam mengurangi berbagai jenis noise, seperti white noise dan power line interference (PLI) pada sinyal EKG yang terkontaminasi. Penelitian lain menerapkan algoritma RLS pada sistem pemantauan jantung berbasis perangkat keras dan menunjukkan bahwa RLS dapat mengatasi noise dengan lebih efisien, bahkan dalam kondisi sinyal EKG yang lebih dinamis dan terdistorsi oleh artefak otot dan gerakan elektroda. Penelitian lain melakukan perbandingan antara LMS dan RLS untuk pengolahan sinyal EKG yang terkontaminasi oleh baseline wander dan PLI. Mereka menemukan bahwa RLS lebih unggul dalam hal kecepatan konvergensi dan pengurangan kesalahan pada sinyal EKG yang terkontaminasi noise yang lebih kompleks. Telah dikembangkan metode hibrida yang menggabungkan RLS dengan teknik pengolahan sinyal lainnya, yang menghasilkan kualitas sinyal

yang lebih optimal dengan peningkatan yang signifikan setelah pengolahan (Ling, Yamada, Makino, & Kitawaki, 2013).



Gambar 1. Blok diagram sistem

Penelitian ini akan difokuskan pada penerapan algoritma RLS untuk mengurangi noise pada sinyal EKG yang diambil dari basis data PhysioNet. Penelitian ini juga akan membandingkan hasil pengolahan menggunakan algoritma RLS dengan LMS untuk mengevaluasi kinerja masing-masing dalam pengurangan noise. Penelitian selanjutnya dapat mencakup penerapan RLS dalam kondisi nyata dan implementasi algoritma ini pada perangkat keras medis untuk pemantauan jantung secara *real-time*.

2. Metode Penelitian

Perancangan filter adaptif RLS untuk mengurangi *noise* pada sinyal EKG, serta evaluasi kinerja filter menggunakan metrik SNR, MSE, dan PRD untuk mengukur efektivitasnya, seperti tergambar pada gambar 1.

Gambar 1 menggambarkan alur proses penelitian, sinyal EKG asli diperoleh dari basis data PhysioNet. Setelah sinyal EKG terkontaminasi oleh berbagai jenis gangguan tersebut, proses pemrosesan dilakukan dengan menggunakan filter adaptif RLS. Filter ini dirancang untuk mengadaptasi koefisien filternya secara dinamis agar dapat menghilangkan noise yang terdeteksi. Evaluasi kinerja filter adaptif dilakukan dengan menggunakan metrik evaluasi seperti SNR, MSE, dan PRD. Algoritma filter RLS seperti terlihat pada gambar 3.

2.1. Akuisisi Data Sinyal EKG

Dalam penelitian ini, sinyal Elektrokardiogram (EKG) diperoleh dari MIT-BIH Arrhythmia Database, sebuah *dataset open-source* yang banyak digunakan dalam studi sinyal biomedis. Data direkam dengan laju sampling 360 Hz dan durasi 5 detik, menghasilkan 3600 sampel per sinyal untuk pengujian (Moody & Mark, 1992).

Sinyal EKG ini tidak bebas dari gangguan dan sering terkontaminasi oleh *noise* seperti power line *interference*, *baseline wander*, dan *motion artifact*. Untuk keperluan penelitian, *noise* sintetis ditambahkan ke sinyal bersih guna meniru kondisi nyata serta mengevaluasi kinerja filter adaptif dalam meningkatkan kualitas sinyal.

2.2. Pra-pemrosesan Sinyal

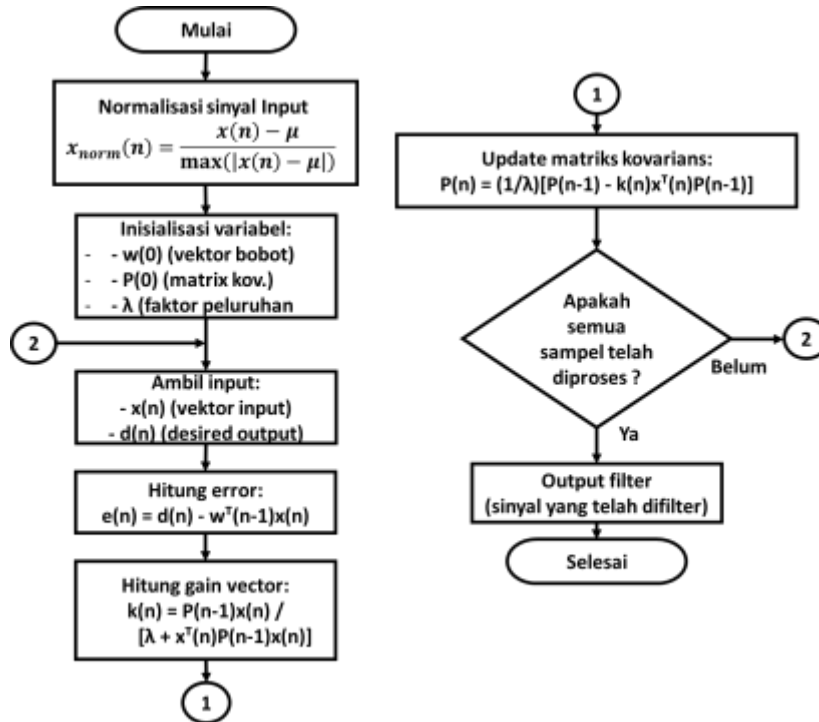
. Pada tahap pra-pemrosesan, sinyal EKG dinormalisasi agar berada dalam rentang -1 hingga 1 menggunakan persamaan 1:

$$x_{norm}(n) = \frac{x(n) - \mu}{\max(|x(n) - \mu|)} \quad (1)$$

Di mana μ adalah rata-rata sinyal. Segmentasi kemudian dilakukan dengan membagi sinyal ke dalam jendela waktu 2 detik (720 sampel), guna mempermudah pemrosesan adaptif. Selain itu, offset DC dihilangkan dengan mengurangi nilai rata-rata dari seluruh sampel. Proses ini bertujuan mengurangi komponen frekuensi nol yang dapat mendistorsi hasil filtrasi. Artefak gerakan juga telah disaring secara awal melalui analisis amplitudo ekstrem.

2.3. Perancangan filter adaptif

Filter adaptif dirancang dengan memilih struktur FIR berorde $M=16$, di mana input yang digunakan merupakan sinyal referensi noise. Parameter pelupa (forgetting factor) disetel pada $\lambda=0,99$, guna menjaga sensitivitas terhadap perubahan noise tanpa mengorbankan stabilitas. Matriks korelasi invers $P(0)$ diinisialisasi menggunakan $P(0)=\delta \cdot I$, dengan $\delta=0,01$ dan I adalah matriks identitas berukuran $M \times M$. Inisialisasi ini memastikan stabilitas numerik awal pada proses pembaruan koefisien filter RLS (Santoso et al., 2024). Diagram blok struktur filter ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur algoritma RLS

Struktur filter adaptif RLS pada diagram blok dirancang dengan menggunakan sinyal input referensi $x(n)$, yang ditunda dalam jalur tunda (delay line) untuk membentuk vektor $x(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M+1)]^T$. Output filter dihitung melalui:

$$y(n) = w^T(n) \cdot x(n) \quad (2)$$

di mana $w(n)$ adalah vektor koefisien filter. Sinyal error diperoleh dengan:

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (3)$$

Koefisien diperbarui menggunakan algoritma RLS:

$$w(n+1) = w(n) + K(n) \cdot e(n) \quad (4)$$

dengan gain dihitung sebagai:

$$K(n) = \frac{P(n) \cdot x(n)}{\lambda + x^T(n) \cdot P(n) \cdot x(n)} \quad (5)$$

dan pembaruan matriks korelasi invers:

$$P(n+1) = \frac{1}{\lambda} [P(n) - K(n) \cdot x^T(n) \cdot P(n)] \quad (6)$$

2.4. Implementasi Algoritma RLS

Pada gambar 3, Algoritma RLS digunakan untuk meminimalkan galat antara sinyal keluaran aktual dan sinyal keluaran yang diharapkan (*desired output*). Prosesnya diawali dengan inisialisasi, yaitu menetapkan bobot awal $w(0)$, matriks kovarians kesalahan awal $P(0)$, dan faktor peluruhan λ (*lambda*) yang mengontrol seberapa cepat algoritma beradaptasi terhadap perubahan. Pada setiap iterasi, algoritma menerima input $x(n)$ dan output yang diinginkan $d(n)$, lalu menghitung galat $e(n)$ sebagai selisih antara $d(n)$ dan hasil prediksi $w^T(n-1) \cdot x(n)$.

Setelah error dihitung, algoritma menghitung gain vector $k(n)$ yang menjadi kunci dalam proses pembaruan bobot. Gain ini menentukan seberapa besar kontribusi error terhadap pembaruan bobot yang terjadi pada setiap iterasi. Kemudian, bobot $w(n)$ diperbarui dengan memanfaatkan gain dan error yang telah dihitung. Setelah itu, matriks kovarians $P(n)$ juga diperbarui untuk mencerminkan perubahan kepercayaan terhadap parameter estimasi yang sedang berjalan. Proses ini berlangsung secara iteratif dan berlanjut hingga seluruh data selesai diproses secara menyeluruh dan efisien.

2.5. Evaluasi kinerja

Gelombang P, QRS, dan T dalam sinyal EKG mencerminkan aktivitas listrik jantung selama satu detik. Gelombang P menunjukkan kontraksi atrium, kompleks QRS mencerminkan kontraksi ventrikel, dan gelombang T menandai pemulihan ventrikel. Bentuk QRS paling mencolok, sedangkan gelombang T lebih lebar dan lambat. Evaluasi kinerja filter adaptif RLS dilakukan dengan membandingkan sinyal asli, sinyal yang terkontaminasi noise, dan sinyal hasil filter. Pengukuran dilakukan secara kuantitatif menggunakan SNR dan MSE, serta secara visual melalui bentuk gelombang yang dihasilkan. Peningkatan nilai SNR setelah filtrasi menunjukkan keberhasilan dalam mereduksi noise, sementara penurunan MSE menunjukkan estimasi sinyal yang lebih mendekati sinyal asli. SNR dihitung menggunakan rumus:

$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\sum s(n)^2}{\sum (s(n) - \hat{s}(n))^2} \right) \quad (7)$$

di mana $s(n)$ adalah sinyal asli dan $\hat{s}(n)$ adalah sinyal hasil filtrasi. MSE dihitung dengan rumus:

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

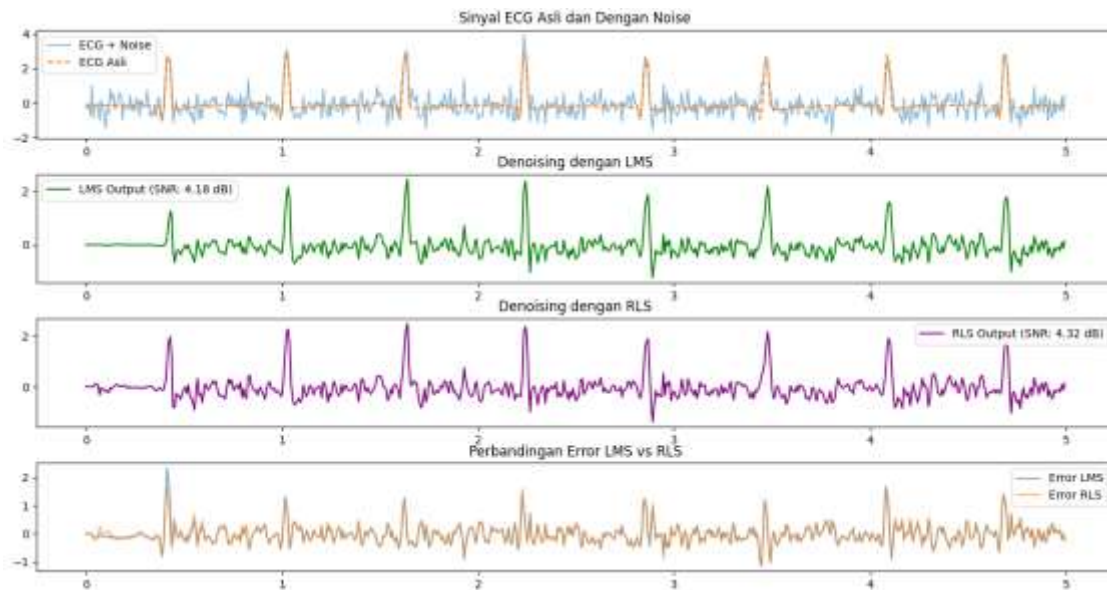
PRD digunakan untuk mengukur deviasi relatif antara sinyal asli dan sinyal hasil rekonstruksi, dinyatakan dalam persen. PRD memberikan gambaran seberapa besar distorsi sinyal setelah proses filtrasi. Nilai PRD yang lebih rendah menunjukkan bahwa sinyal hasil filtrasi lebih menyerupai sinyal asli. Rumus untuk menghitung PRD adalah:

$$PRD = \frac{\sqrt{\sum (s(n) - \hat{s}(n))^2}}{\sqrt{\sum s(n)^2}} \times 100\% \quad (9)$$

Secara kualitatif, bentuk gelombang penting seperti P, QRS, dan T dianalisis untuk memastikan bahwa struktur utama sinyal jantung tetap terjaga pasca filtrasi.

3. Hasil Dan Pembahasan

Gelombang EKG yang digunakan diambil dari rekaman nomor 100 dalam basis data MIT-BIH Arrhythmia. Sinyal EKG asli ditampilkan pada Gambar 3a. Sebelum penambahan derau, sinyal tersebut terlebih dahulu melalui proses penghilangan baseline wander. Setelah itu, *Additive White Gaussian Noise* (AWGN) dengan level 10 dB ditambahkan ke dalam sinyal (Gambar 3b). Simulasi dan perancangan filter adaptif dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python. Penelitian ini membandingkan kinerja dua algoritma filter adaptif, yaitu *Least Mean Square* (LMS) dan *Recursive Least Square* (RLS). Efektivitas penyaringan dievaluasi berdasarkan peningkatan nilai *Signal-to-Noise Ratio* (SNR).



Gambar 3. Hasil perbandingan visual filtering

Pada bagian ini, dibahas hasil pengujian efektivitas filter adaptif RLS dalam mengurangi gangguan pada sinyal EKG yang terkontaminasi noise. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik SNR, *Mean Square Error* (MSE), dan *Percentage Root-mean-square Difference* (PRD) untuk menilai peningkatan kualitas sinyal. Hasil perbandingan metrik-metrik tersebut antara sinyal asli, sinyal ber-noise, serta sinyal hasil penyaringan dengan filter LMS dan RLS disajikan pada Tabel 1.

Gambar 3 menampilkan: (a) Sinyal EKG asli dari database MIT-BIH; (b) Sinyal EKG setelah terkontaminasi *Additive White Gaussian Noise* (AWGN) dengan SNR 10 dB; (c) Hasil penyaringan menggunakan filter adaptif LMS dengan parameter $\mu = 0,01$, yang menghasilkan peningkatan SNR menjadi 4,18 dB; (d) Hasil penyaringan menggunakan filter adaptif RLS dengan parameter $\lambda = 0,99$, yang menghasilkan peningkatan SNR menjadi 4,32 dB; dan (e) Sinyal error yang dihasilkan dari setiap proses filtering. Dapat diamati bahwa sinyal hasil filter RLS (garis merah) lebih mendekati bentuk sinyal asli dan memiliki noise residual (error) yang lebih kecil dibandingkan hasil filter LMS (garis biru). Hal ini sesuai dengan nilai SNR yang lebih tinggi pada penggunaan filter RLS.

Tabel 1. kinerja filter adaptif LMS dan RLS terhadap sinyal EKG

Metode	Parameter	MSE	SNR (dB)	PRD (%)
LMS	$\mu = 0.005$	0.0165	5.42	55.37
LMS	$\mu = 0.01$	0.0101	6.84	47.6
LMS	$\mu = 0.02$	0.0067	7.67	42.61
LMS	$\mu = 0.05$	0.0046	8.34	38.26
RLS	$\lambda = 0.98$	0.0037	10.24	30.83
RLS	$\lambda = 0.99$	0.0026	11.69	25.12
RLS	$\lambda = 0.995$	0.0014	13.59	20.92
RLS	$\lambda = 0.999$	0.0016	12.76	22.01

Berdasarkan Tabel 1, dapat disimpulkan bahwa performa kedua filter adaptif, yaitu LMS dan RLS, telah dievaluasi menggunakan metrik MSE, SNR, dan PRD. Nilai-nilai parameter μ pada filter LMS dan λ pada filter RLS divariasikan untuk mengetahui pengaruhnya terhadap hasil denoising sinyal EKG. Hasilnya, filter RLS secara konsisten menunjukkan nilai MSE dan PRD yang lebih rendah serta SNR yang lebih tinggi, khususnya ketika parameter λ disetel pada 0,995. Dengan konfigurasi tersebut,

kualitas sinyal hasil penyaringan meningkat secara signifikan dibandingkan dengan filter LMS. Oleh karena itu, filter RLS dinilai lebih efektif dalam menghilangkan noise pada sinyal EKG.

4. Kesimpulan

Penelitian ini membandingkan kinerja dua algoritma filter adaptif LMS dan RLS, dalam proses denoising sinyal EKG yang terkontaminasi noise Gaussian. Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik utama, yaitu MSE, SNR, dan PRD, serta dilakukan tuning parameter utama masing-masing filter: step size (μ) untuk LMS dan forgetting factor (λ) untuk RLS. Berdasarkan pengujian pada sinyal EKG berdurasi 5 detik, performa terbaik filter LMS dicapai pada $\mu = 0.05$, dengan MSE sebesar 0.0046, SNR sebesar 8.34 dB, dan PRD sebesar 38.26%. Sementara itu, filter RLS menunjukkan hasil optimal pada $\lambda = 0.995$, dengan MSE sebesar 0.0014, SNR sebesar 13.59 dB, dan PRD sebesar 20.92%. Hasil ini menunjukkan bahwa filter RLS memiliki performa denoising yang lebih unggul dibandingkan LMS dalam hal akurasi, meskipun LMS masih unggul dari sisi kompleksitas komputasi. Oleh karena itu, pemilihan filter adaptif perlu disesuaikan dengan kebutuhan sistem antara akurasi sinyal dan efisiensi proses.

Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih disampaikan kepada Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya yang telah memberikan dukungan pembiayaan dalam penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] D. Jingwei and J. Wenwen, "Design of Digital Filter on ECG Signal Processing," in *2015 Fifth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC)*, Sep. 2015, pp. 1272–1275. doi: 10.1109/IMCCC.2015.273.
- [2] A. Burguera, "Fast QRS Detection and ECG Compression Based on Signal Structural Analysis," *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 23, no. 1, pp. 123–131, Jan. 2019, doi: 10.1109/JBHI.2018.2792404.
- [3] A. E. Curtin, K. V. Burns, A. J. Bank, and T. I. Netoff, "QRS Complex Detection and Measurement Algorithms for Multichannel ECGs in Cardiac Resynchronization Therapy Patients," *IEEE J. Transl. Eng. Health Med.*, vol. 6, pp. 1–11, 2018, doi: 10.1109/JTEHM.2018.2844195.
- [4] N. Das and M. Chakraborty, "Performance analysis of FIR and IIR filters for ECG signal denoising based on SNR," in *2017 Third International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks (ICRCICN)*, Nov. 2017, pp. 90–97. doi: 10.1109/ICRCICN.2017.8234487.
- [5] D. E. Dhas and M. Suchetha, "Energy-Dependent RLS Architecture for the Separation of Fetal ECG Using Thoracic and Abdominal Lead ECG of Mother," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 72, pp. 1–12, 2023, doi: 10.1109/TIM.2023.3328093.
- [6] H. A. Marzog, Haider. J. Abd, and A. Z. Yonis, "Noise Removal of ECG signal using Multi-Techniques," in *2022 IEEE Integrated STEM Education Conference (ISEC)*, Mar. 2022, pp. 397–403. doi: 10.1109/ISEC54952.2022.10025094.
- [7] Eko Subandri Yusuf, Hartayu, Ratna, Setyajid Kukuh, Ridho'i Ahmad, Hariadi Balok, Santoso, "Penghilang Noise pada Perintah Suara Menggunakan Filter Butterworth dengan Metode Transformasi Bilinier | El Sains: Jurnal Elektro", Accessed: Jan. 25, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.untag-sby.ac.id/index.php/EL-SAINS/article/view/9525>
- [8] G. B. Moody and R. G. Mark, "MIT-BIH Arrhythmia Database." physionet.org, 1992. doi: 10.13026/C2F305.
- [9] S. Santoso *et al.*, "Penerapan Filter Digital untuk Menghilangkan Gangguan pada Sinyal Elektrokardiogram," *JREEC J. Renew. Energy Electron. Control*, vol. 4, no. 2, pp. 36–42, 2024.

- [10] J. Cai, “Research on Embedded Software based on Adaptive Filtering Algorithm,” in *2022 IEEE International Conference on Advances in Electrical Engineering and Computer Applications (AEECA)*, Aug. 2022, pp. 973–979. doi: 10.1109/AEECA55500.2022.9918946.
- [11] G. Ling, T. Yamada, S. Makino, and N. Kitawaki, “Performance estimation of noisy speech recognition using spectral distortion and SNR of noise-reduced speech,” in *2013 IEEE International Conference of IEEE Region 10 (TENCON 2013)*, Oct. 2013, pp. 1–4. doi: 10.1109/TENCON.2013.6718993.