

EVALUASI PERFORMA 1st Order LPF DAN EMA: DENOISING DATA SENSOR DI BAWAH PENGARUH TRANSIEN PULSA GAUSSIAN

Muhammad Fikri^{1*}, Fahrur Riza Priyana², Awansah³, M. Nur Khawarizmi⁴, Rizkima A. S.⁵

^{1*,2,3} Program Studi Teknik Elektro, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Lampung; Jl. Prof. Dr. Ir. Soemantri Brojonegoro No. 1, Kec. Rajabasa, Kota Bandar Lampung, 35141

^{4,5} Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Lampung; Jl. Prof. Dr. Ir. Soemantri Brojonegoro No. 1, Kec. Rajabasa, Kota Bandar Lampung, 35141

Keywords:

denoising; signal conditioner; LPF; EMA; transient event; data sensor.

Correspondent Email:

laniakea@eng.unila.ac.id

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa 1st Order Low-Pass Filter (LPF) dan Exponential Moving Average (EMA) sebagai *signal conditioner* untuk *denoising* data sensor, dengan fokus pada respons *denoiser* terhadap *event* transien. Metode *synthetic benchmarking* digunakan dengan data sensor sintesis yang terkontaminasi derau Gaussian dan injeksi pulsa Gaussian sebagai *event* transien pada interval waktu tertentu. Analisis dilakukan di domain waktu dan frekuensi menggunakan metrik *Signal-to-Noise Ratio* (SNR), *Root Mean Squared Error* (RMSE) keseluruhan dan transien, *Peak Amplitude Preservation* (PAP), serta *Delay*. Hasil simulasi menunjukkan bahwa kedua *denoiser* relatif efektif dalam mereduksi derau dan meningkatkan SNR. EMA terbukti superior dalam mempreservasi *event* transien, dengan PAP 65,89%, *delay* 2 ms, dan $RMSE_{transient}$ 0,7845 dibandingkan LPF dengan PAP 57,98%, *delay* 3 ms, dan $RMSE_{transient}$ 0,8886. Penelitian ini menggarisbawahi adanya kompromi inheren antara efektivitas *denoising* dan integritas *event* transien. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pemilihan *denoiser* harus mempertimbangkan prioritas spesifik masing-masing aplikasi.

Abstract. This research evaluates the performance of the First Order Low-Pass Filter (LPF) and Exponential Moving Average (EMA) as signal conditioners for denoising sensor data, with a specific focus on their response to transient events. A synthetic benchmarking methodology was employed, using synthetic sensor data contaminated with Gaussian noise and injected with Gaussian pulses as transient events. Analysis was conducted in both time and frequency domains, utilizing metrics such as Signal-to-Noise Ratio (SNR), overall and transient Root Mean Squared Error (RMSE), Peak Amplitude Preservation (PAP), and Delay. Results indicate that both denoisers are effective in noise reduction and SNR enhancement. However, EMA demonstrated superior performance in preserving transient events, with better PAP 65.89%, lower delay 2 ms, and lower $RMSE_{transient}$ 0.7845 compared to LPF with PAP 57.98%, delay 3 ms, and $RMSE_{transient}$ 0.8886. LPF, while effective in overall noise variance reduction, tended to be more aggressive in smoothing transients. This study highlights an inherent trade-off between denoising effectiveness and transient event integrity, suggesting that denoiser selection should consider application priorities.



Copyright © [JITET](http://www.jitet.org) (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

1. PENDAHULUAN

Dalam berbagai bidang rekayasa dan penelitian ilmiah, terutama di kalangan insinyur dan akademisi, tingkat akurasi dan presisi hasil pengukuran memegang peranan yang sangat penting. Data pengukuran yang andal menjadi dasar pengambilan keputusan, analisis sistem, serta perancangan dan evaluasi performa suatu perangkat. Mayoritas data tersebut diperoleh melalui sensor yang ditempatkan pada lokasi-lokasi strategis sesuai dengan tujuan pengukuran.

Namun demikian, data yang dihasilkan oleh sensor tidak selalu mencerminkan kondisi sebenarnya. Salah satu permasalahan utama adalah keberadaan derau (*noise*) yang dapat berasal dari berbagai sumber, seperti karakteristik internal sensor, fluktuasi termal, gangguan lingkungan fisik, hingga komponen elektronik pendukung seperti mikrokontroler dan rangkaian penguat sinyal [8]. Selain itu, *event* atau fitur penting yang bersifat transien (cepat dan mendadak), seperti puncak, lonjakan, atau perubahan kondisi juga menjadi tantangan dan permasalahan tersendiri. Akibatnya, sinyal yang direkam oleh sistem akuisisi data sering kali mengalami fluktuasi nilai yang tidak diinginkan, sehingga memunculkan ketidakpastian dan mengurangi keandalan data.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan suatu mekanisme penyaringan sinyal yang mampu mengurangi pengaruh derau tanpa menghilangkan integritas informasi utama yang dikandung oleh sinyal tersebut. Mekanisme ini dikenal sebagai proses *denoising*. *Denoising* menjadi langkah esensial dalam sistem pengolahan sinyal digital. Berbagai studi terkini menyoroti pentingnya pemilihan metode *denoising* yang tepat untuk memaksimalkan kualitas sinyal sensor di tengah kondisi lingkungan yang *noisy* dan sumber derau yang beragam dan secara bersamaan menjaga keseimbangan antara pengurangan derau dan preservasi informasi dalam *event* transien. Terlalu agresif dalam *denoising* dapat menyebabkan kehilangan informasi penting yang dibawa oleh *event* transien.

1st order Low-pass filter sebagai metode klasik masih banyak digunakan karena kesederhanaannya dan kemampuan meredam komponen frekuensi tinggi secara efektif.

Namun, filter ini memiliki keterbatasan dalam merespon perubahan sinyal secara cepat dan kurang adaptif terhadap kondisi derau yang dinamis [1].

Di sisi lain, Kalman filter khususnya Unidimensional Kalman filter menjadi salah satu teknik unggulan dalam estimasi sinyal yang mengandung derau, terutama untuk sistem linier dan nonlinier dengan model matematis yang diketahui. Penggunaan Kalman filter pada sistem embedded telah banyak dikaji dan terbukti mampu menghasilkan estimasi sinyal yang lebih akurat, *robust*, dan optimal dibandingkan filter sederhana [2], [3]. Namun, kompleksitas komputasi yang relatif tinggi menjadi tantangan pada platform mikrokontroler dengan sumber daya komputasi yang terbatas [4].

Metode *Exponential Moving Average* (EMA) menawarkan kompromi antara kesederhanaan dan kemampuan adaptasi, dengan pembobotan nilai masa lampau secara eksponensial. EMA relatif mudah untuk diimplementasikan dan efektif untuk menghaluskan data yang terpengaruh fluktuasi jangka pendek, namun kurang optimal dalam menghadapi derau dengan karakteristik yang kompleks [5].

Beberapa penelitian terbaru berfokus pada pengembangan dan optimalisasi algoritma *denoising* agar sesuai dengan keterbatasan hardware sistem tertanam, sekaligus mempertahankan akurasi dan integritas estimasi sinyal [16]. Pendekatan *hybrid* yang menggabungkan beberapa metode *denoising* juga mulai muncul untuk mengatasi kelemahan masing-masing metode *denoising* tunggal [5]. Penelitian ini berupaya mengisi celah tersebut dengan melakukan evaluasi komparatif kinerja 1st order Low-Pass Filter dan EMA serta sekaligus menyoroti performa metode *denoising* tersebut di bawah pengaruh derau yang mengikuti distribusi tertentu dan *event* transien.

Sebagai studi kasus, pengujian performa kedua jenis *signal conditioner* tersebut dilakukan melalui *synthetic benchmarking* dengan menggunakan data sintesis sensor yang terdiri dari sinyal asli dan *noise* dengan distribusi Gaussian. Untuk menilai kemampuan metode *denoising* dalam mempertahankan fitur sinyal penting yang cepat berubah, *event* transien akan diinjeksikan pada interval waktu tertentu. Sinyal hasil pengukuran akan dibandingkan

dengan sinyal yang telah melalui proses *denoising*, dan selanjutnya dilakukan analisis menggunakan representasi/visualisasi grafis serta evaluasi parameter statistik sederhana dan metrik respons transien (seperti preservasi amplitudo dan *delay*).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Noise dan Transien dalam Sistem

Pengukuran

Dalam sistem pengukuran, data sensor seringkali tidak hanya terkontaminasi oleh derau (*noise*) yang bersifat acak dan kontinu, tetapi juga mengandung *event* transien. Transien didefinisikan sebagai perubahan sinyal yang cepat, durasinya singkat, dan seringkali tidak periodik, yang muncul sebagai respons terhadap suatu kejadian atau perubahan kondisi [12]. Contoh transien dalam data sensor meliputi puncak *R-wave* pada sinyal elektrokardiogram (EKG) yang menandakan detak jantung, lonjakan tekanan mendadak, atau perubahan posisi tiba-tiba pada sensor gerak [15]. Derau, di sisi lain dapat menyebabkan ketidakstabilan dan ketidakpastian dalam pembacaan data, sehingga mempengaruhi kualitas informasi yang diperoleh [7], [8]. Oleh karena itu, teknik pengolahan sinyal, khususnya *denoising*, menjadi langkah penting untuk meningkatkan kualitas dan keandalan data. Perlu diketahui, *denoising* dapat dilakukan baik melalui pendekatan *hardware* yaitu menggunakan *low-pass filter* dengan komponen Resistor dan Kapasitor (RC Low Pass Filter) ataupun secara *software* dengan menerapkan algoritma numerik seperti *Exponential Moving Average* (EMA) atau *Finite Impulse Response* (FIR) filter [9], [10].

Dalam sistem akuisisi data, sinyal hasil pengukuran sering kali tidak murni, melainkan tercemar oleh derau yang berasal dari lingkungan sekitar, karakteristik sensor itu sendiri, atau elemen-elemen dalam sistem akuisisi data. Secara matematis, sinyal terukur dapat dimodelkan sebagai superposisi dari sinyal asli $s(t)$ dan derau $n(t)$:

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad (1)$$

atau dalam domain diskrit:

$$x[k] = s[k] + n[k] \quad (2)$$

dengan $x[k]$ adalah sinyal hasil pembacaan (misal dari ADC), $s[k]$ adalah sinyal asli (*true signal*), dan $n[k]$ adalah *noise* diasumsikan sebagai proses stokastik yang mengikuti distribusi Gaussian, $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$. Model ini umum digunakan dalam berbagai bidang pengolahan sinyal untuk merepresentasikan sinyal yang terkontaminasi oleh derau [10], [11]. Tujuan *denoising* adalah memperkirakan $s[k]$ sedekat mungkin dari $x[k]$, dengan cara mengurangi kontribusi $n[k]$ tanpa menghilangkan informasi penting pada $s[k]$. Meskipun derau dan transien sama-sama berkontribusi pada perubahan sinyal yang "cepat", perbedaan fundamentalnya adalah derau secara umum tidak mengandung informasi yang berarti, sedangkan transien seringkali membawa informasi krusial tentang peristiwa yang terjadi dalam sistem pengukuran.

2.2 Teknik Denoising

a) Low-Pass Filter (LPF)

LPF orde pertama dalam domain frekuensi dapat dinyatakan sebagai:

$$H(s) = \frac{\omega_c}{s + \omega_c} \quad (3)$$

dengan $H(s)$ adalah fungsi alih (*transfer function*) dari filter, s adalah variabel kompleks dalam domain Laplace, dan ω_c adalah frekuensi *cut-off* (*rad/s*) yang dihitung menggunakan rumus $\omega_c = 2\pi f_c$ dengan f_c adalah frekuensi *cut-off* dalam satuan Hz.

Filter ini bekerja dengan cara melewatkan komponen sinyal dengan frekuensi lebih rendah dari frekuensi *cut-off* sekaligus meredam amplitudo sinyal berfrekuensi lebih tinggi. Filter LPF orde pertama seperti ini banyak digunakan karena desainnya yang relatif sederhana serta respon frekuensi cukup untuk banyak kebutuhan aplikasi dasar, khususnya dalam pemrosesan sinyal dan sistem kendali [12].

b) Exponential Moving Average (EMA)

EMA adalah filter linier yang memberikan bobot eksponensial lebih besar pada data terbaru. Secara matematis, EMA dapat dinyatakan dengan persamaan rekursif:

$$y[k] = \alpha \cdot x[k] + (1 - \alpha) \cdot y[k - 1] \quad (4)$$

Persamaan di atas dapat disederhanakan lebih jauh dengan cara mengidentifikasi dan menyusun kembali ekspresi berdasarkan keterlibatan α , [13] menjadi

$$y[k] = y[k - 1] + \alpha \cdot (x[k] - y[k - 1]) \quad (5)$$

dengan, $y[k]$ adalah nilai hasil filter pada waktu k , $x[k]$ adalah nilai input (sinyal terukur) pada waktu k , dan α adalah faktor peluruhan atau pembobotan $\alpha \in (0,1)$.

Nilai pembobotan α dapat dihitung berdasarkan periode waktu N yang mengatur berapa banyak data historis yang diperhitungkan dalam perhitungan EMA. Rumus perhitungan α berdasarkan periode waktu adalah:

$$\alpha = \frac{2}{N+1} \quad (6)$$

dengan N adalah jumlah periode waktu (jumlah data historis) yang diinginkan. Nilai N yang lebih kecil menghasilkan α yang lebih besar, sehingga EMA menjadi lebih sensitif terhadap perubahan data. Oleh karena itu, pemilihan nilai α yang tepat sangatlah penting untuk mendapatkan keseimbangan antara kehalusan sinyal dan kecepatan deteksi perubahan [14], [15].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui pendekatan simulasi untuk mengevaluasi performa dua metode *denoising* sinyal, yaitu Exponential Moving Average (EMA) dan 1st Order Low Pass Filter (LPF), terhadap data sensor sintesis yang disisipi derau acak dan transien pada interval waktu tertentu. Tujuan dari metode ini adalah mengkaji efektivitas masing-masing metode *denoising* dalam mereduksi derau tanpa menghilangkan karakteristik sinyal asli serta melihat bagaimana unjuk kerja metode *denoising* dalam melakukan *amplitude preservation*, berdasarkan evaluasi kuantitatif.

3.1. Pembangkitan Data Sensor Sintetik

Sinyal sensor yang digunakan dalam penelitian ini disintesis menggunakan kombinasi sinyal sinusoidal multikomponen untuk merepresentasikan fluktuasi alami perubahan besaran sinyal di dunia nyata,

ditambah dengan komponen lonjakan pada interval waktu tertentu sebagai simulasi transien akibat gangguan. Pulsa transien yang digunakan berupa sinyal transien pulsa Gaussian. Sinyal bersih kemudian disisipi derau acak yang mengikuti distribusi *Gaussian (white noise)* dengan *signal-to noise ratio* sebesar 4 dB. Selain itu, *pseudo random seed* digunakan untuk memastikan konsistensi derau pada setiap eksperimen. Berikut parameter jenis sinyal dan skenario pengaturan level derau serta *event transien* yang digunakan dalam pembangkitan data sensor secara sintetik.

```

% --- Kunci Seed Generator Angka Acak ---
% Gunakan nilai integer apa pun sebagai SEED_VALUE.
% Selama SEED_VALUE ini sama, urutan angka 'acak' (derau) akan sama.
SEED_VALUE = 11345;
rng(SEED_VALUE);

% Parameter Sinyal
Fs = 1000;           % Frekuensi Sampling (Hz)
T = 1/Fs;           % Periode Sampling
L = 2000;           % Panjang Sinyal (jumlah sampel)
t = (0:L-1)*T;     % Vektor Waktu

% --- Tambahkan Event Transien ---
transient_start_time = 0.7; % Detik keberapa transien dimulai
transient_duration = 0.01; % Durasi transien dalam detik (misal, 10 ms)
transient_amplitude = 3.0; % Amplitudo transien

% Sinyal Bersih (Ground Truth)
% Contoh: Dua komponen sinus dengan frekuensi berbeda
f1_sinyal = 5;      % Frekuensi sinyal 1 (Hz)
f2_sinyal = 20;    % Frekuensi sinyal 2 (Hz)
clean_signal = 0.7*sin(2*pi*f1_sinyal*t) + sin(2*pi*f2_sinyal*t);

% Penambahan Derau (Gaussian White Noise)
% SNR_input dapat diatur untuk mengontrol tingkat level derau
SNR_input_dB = 4; % SNR awal sinyal mentah dalam dB
noise_power = sum(clean_signal.^2) / (L * 10^(SNR_input_dB/10));
noise = sqrt(noise_power) * randn(size(t));
noisy_signal = clean_signal + noise;
    
```

Gambar 1. Skrip parameter pengaturan sinyal

3.2. Implementasi Metode *Denoising*

Dua jenis filter diterapkan secara

terpisah:

- Exponential Moving Average (EMA)
Merupakan filter IIR yang memboboti nilai masa lalu secara eksponensial seiring berjalannya waktu. Nilai *smoothing factor* α yang digunakan pada eksperimen ini adalah sebesar 0,2.
- 1st Order LPF
Direalisasikan dalam bentuk *difference equation* diskrit berdasarkan model 1st order RC filter, dengan pemilihan frekuensi *cut-off* sebagai parameter utama sebesar 30 Hz.

Setiap metode *denoising* diimplementasikan ke sinyal berderau untuk menghasilkan sinyal yang telah terfilter. Seluruh proses simulasi ini dilakukan dengan menggunakan Octave versi 10.2.0.

3.3. Evaluasi Performa

Untuk mendapatkan gambaran performa metode *denoising*, asesmen dilakukan dengan beberapa pendekatan.

3.3.1. Evaluasi parameter statistik: Mean, Varian, dan Standar Deviasi

Mean dapat diformulasikan ke dalam persamaan matematis sebagai,

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (7)$$

Varian dapat diformulasikan ke persamaan,

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 \quad (8)$$

Kedua parameter statistik tersebut digunakan untuk mengukur kecenderungan pusat (*mean*) dan sebaran (variansi) dari sinyal hasil *denoising*. Selanjutnya hasil tersebut dibandingkan dengan sinyal asli, untuk menilai kestabilan dan konsistensi hasil *denoising*.

3.3.2. Evaluasi Frekuensi dan Rasio Derau

Pada evaluasi ini *fast fourier transform* (FFT) dilakukan untuk mengevaluasi domain frekuensi dan menunjukkan sejauh mana derau dengan frekuensi tinggi berhasil ditekan atau diatenuasi. Secara umum FFT dapat diformulasikan ke dalam bentuk:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi kn/N} \quad (9)$$

Selanjutnya, pengukuran rasio sinyal dengan derau dilakukan dengan menggunakan evaluasi *Signal-to-Noise Ratio* (SNR) dengan persamaan,

$$SNR (dB) = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_{clean}^2(i)}{\sum_{i=1}^N (x_{clean}(i) - x_{filtered}(i))^2} \right) \quad (10)$$

Rasio ini menunjukkan seberapa besar kekuatan sinyal bersih dibandingkan dengan *error* atau *noise* yang tersisa setelah proses *denoising*.

3.3.3. Peak Amplitude Preservation (PAP)

Preservasi amplitudo dalam *event* transien merupakan perbandingan rasio antara puncak amplitudo sinyal hasil *denoising* ($A_{denoised}$) dengan puncak amplitudo sinyal bersih (A_{clean}), yang dapat diformulasikan ke dalam persamaan berikut:

$$PAP = \left(\frac{A_{denoised}}{A_{clean}} \right) \times 100\% \quad (11)$$

Selain itu, untuk menilai seberapa baik metode *denoising* dalam mempertahankan integritas seluruh bentuk transien (kemiringan, lebar, dan puncak), asesmen $RMSE_{transien}$ digunakan. $RMSE_{transien}$ mengukur “jarak” rata-rata sinyal bersih dan sinyal yang diuji pada jendela waktu di sekitar *event* transien. Rumus yang digunakan untuk menghitung $RMSE_{transien}$ adalah :

$$RMSE_{tr} = \sqrt{\frac{1}{N_{tr}} \sum_{i \in j} (x_{clean}[i] - x_{denoised}[i])^2} \quad (12)$$

dengan $x_{clean}[i]$ adalah sampel sinyal bersih pada indeks ke i , $x_{denoised}[i]$ adalah sampel sinyal hasil *denoising* pada indeks ke i dan j adalah jendela transien, serta N_{tr} adalah jumlah sampel dalam jendela waktu yang dipilih di sekitar transien.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil eksperimen dan analisis yang dilakukan untuk mengevaluasi performa 1st Order Low-Pass Filter (LPF) dan Exponential Moving Average (EMA) sebagai *signal conditioner* untuk *denoising* data sensor. Hasil yang disajikan meliputi evaluasi di domain waktu dan domain frekuensi, serta analisis respons filter terhadap *event* transien. Pembahasan mencakup interpretasi temuan kuantitatif dan kualitatif, menjelaskan efektivitas relatif kedua metode dalam mengurangi derau dengan secara simultan tetap mempertahankan integritas sinyal asli, khususnya pada *event* transien.

4.1. Metrik Kuantitatif Performa Metode Denoising

Bagian ini menyajikan hasil kuantitatif dengan fokus pada efektivitas pengurangan derau

secara keseluruhan dan respons terhadap *event* transien. Tabel 1 merangkum metrik performa utama yang diukur dari simulasi *synthetic benchmarking*.

Tabel 1: Ringkasan Metrik Kuantitatif Performa Filter.

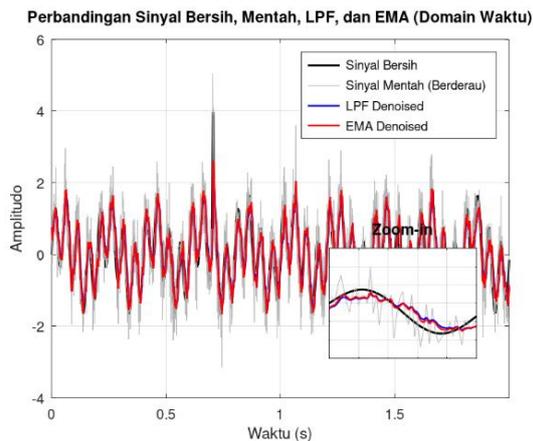
Metrik	Sinyal Mentah	LPF Denoised	EMA Denoised
Estimasi SNR (dB)	4,05	6,30	7,40
RMSE (Keseluruhan)	0,5543	0,4331	0,3772
PAP _{transient} (%)	-	57,98	65,89
Delay _{transient} (ms)	-	3,00	2,00
RMSE _{transient}	-	0,8886	0,7845
Mean	0,0203	0,0248	0,0236
Varian	1,0389	0,6048	0,6707

Dari Tabel 1, terlihat jelas bahwa kedua metode *denoising* berhasil meningkatkan SNR sinyal secara signifikan dibandingkan dengan sinyal mentah, dengan EMA menunjukkan peningkatan terbesar. Penurunan nilai RMSE keseluruhan juga mengindikasikan bahwa kedua metode *denoising* berhasil memperkecil *error* antara sinyal berderau dengan sinyal aslinya. Namun, perbedaan signifikan muncul saat respons terhadap *event* transien. Metode *denoising* EMA menunjukkan *Peak Amplitude Preservation* (PAP) yang lebih tinggi dibandingkan dengan LPF. Hasil ini mengindikasikan bahwa EMA lebih baik dalam mempertahankan amplitudo puncak *event* transien dibandingkan dengan LPF. Ketika sinyal melewati *denoiser* EMA, sekitar 65,89% dari amplitudo puncak sinyal asli masih bisa dipertahankan. Sementara itu, LPF hanya mampu mempertahankan integritas puncak amplitudo sinyal sebesar 57,89% dari puncak sinyal asli. Hal ini berarti LPF berada pada konfigurasi yang lebih agresif dalam menghaluskan puncak transien. LPF cenderung meredam komponen frekuensi tinggi secara lebih tajam, dan karena transien kaya akan komponen frekuensi tinggi, maka komponen frekuensi tinggi tersebut dilemahkan secara agresif oleh LPF. Sedangkan EMA dengan *smoothing factor* (α) yang tidak terlalu kecil cenderung lebih "lembut" responnya terhadap perubahan mendadak, sehingga lebih banyak energi puncak yang lolos. Sementara itu, EMA memiliki RMSE Transien yang lebih rendah

dibandingkan dengan LPF. Nilai RMSE yang lebih rendah mengindikasikan sinyal hasil *denoising* lebih menyerupai bentuk sinyal asli di area transien. Hasil ini memperkuat temuan PAP, karena EMA lebih baik dalam mempertahankan puncak dan memiliki *delay* yang lebih kecil. *Delay* seperti ini merupakan karakteristik umum yang kerap dijumpai pada *denoiser/filter* kausal yang nantinya memiliki implikasi ke pergeseran fasa (detail lebih lanjut mengenai perilaku ini akan dibahas melalui visualisasi grafis). *Delay* yang lebih rendah pada EMA berarti *denoiser* ini sedikit lebih responsif atau memiliki pergeseran fasa yang lebih kecil pada frekuensi dominan transien dibandingkan dengan LPF. Dalam aplikasi *real-time* di mana *timing* sangat penting, *delay* 2 ms versus 3 ms dapat menjadi perbedaan yang signifikan. Secara keseluruhan, bentuk transien yang dihasilkan EMA lebih mirip dengan sinyal asli dibandingkan dengan LPF. Pada LPF, karena redaman puncaknya yang lebih agresif dan *delay* yang sedikit lebih besar, menghasilkan bentuk transien yang lebih terdistorsi atau "tersebar". Pada metrik selanjutnya yaitu mean dan varian, terlihat bahwa kedua metode *denoiser* memiliki mean yang sangat kecil dan mendekati nol. Namun, pada bagian varian LPF memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan varian EMA. Hal ini merupakan *trade-off* yang harus dibayar, LPF mungkin lebih baik dalam mengurangi derau secara keseluruhan (varian lebih rendah), tetapi EMA lebih baik dalam mempertahankan detail sinyal penting (PAP_{transient} lebih tinggi, RMSE_{transient} lebih rendah, *delay* lebih kecil).

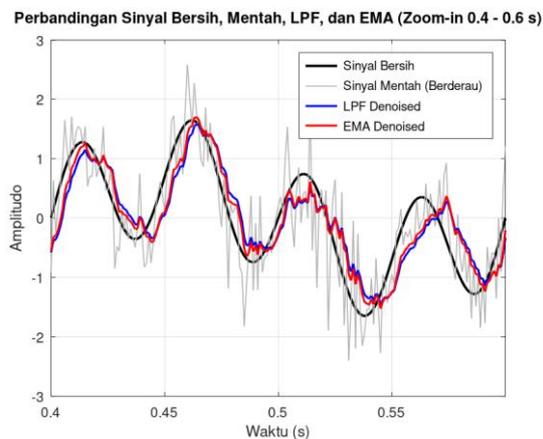
4.2. Analisis Visual Domain Waktu

Untuk melengkapi analisis kuantitatif, visualisasi sinyal di domain waktu memberikan wawasan kualitatif lebih mendalam mengenai performa masing-masing metode *denoising*. Gambar 1 menampilkan perbandingan sinyal asli, sinyal mentah, serta hasil *denoising* oleh LPF dan EMA pada rentang waktu keseluruhan, yaitu sekitar dua detik.



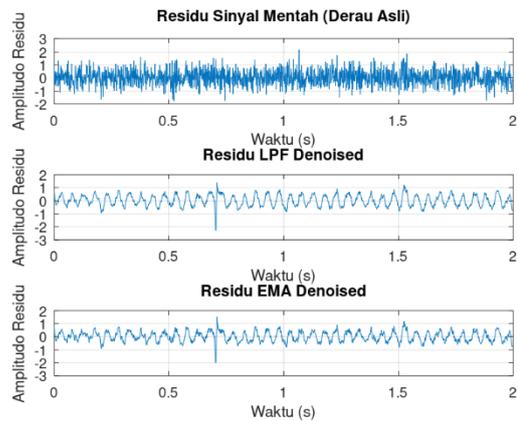
Gambar 2. Perbandingan seluruh sinyal

Pada Gambar 2, terlihat bagaimana derau mengotori sinyal asli, dan bagaimana kedua *denoiser* mampu menghaluskan sinyal secara keseluruhan. Sementara Gambar 2 berfokus pada detail *event* pada detik ke 0,4 – 0,6 s dengan tujuan memperjelas kembali efek *denoising* yang dilakukan oleh kedua *denoiser*.



Gambar 3. *Zoom-in event* detik ke 0,4-0,6 s

Selanjutnya, analisis residu sinyal dilakukan untuk memahami karakteristik derau dan distorsi yang tersisa setelah proses *denoising*. Residu sinyal didefinisikan sebagai perbedaan antara sinyal asli dan sinyal yang telah melalui proses *denoising*.

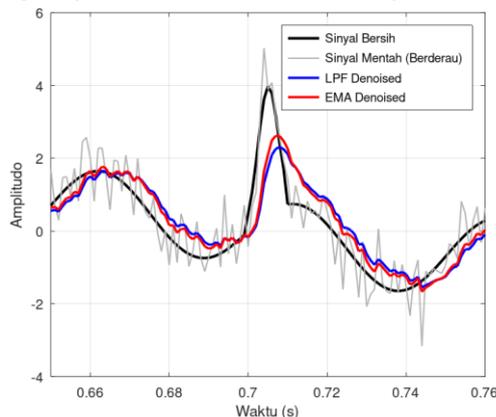


Gambar 4. Residu sinyal

Dari Gambar 4, residu sinyal mentah secara efektif merepresentasikan derau Gaussian yang ditambahkan, dengan amplitudo dan frekuensi yang tinggi. Setelah *denoising*, residu sinyal LPF dan EMA menunjukkan adanya pengurangan amplitudo yang signifikan. Hal tersebut mengonfirmasi keberhasilan proses *denoising*. Namun, terlihat bahwa residu LPF cenderung memiliki variasi amplitudo yang sedikit lebih kecil secara keseluruhan dibandingkan dengan residu sinyal EMA. Hal ini sejalan dengan nilai varian sinyal LPF yang sedikit lebih rendah daripada EMA. Pada area transien, residu sinyal hasil *denoising* menunjukkan *spike* atau pola tertentu, yang mengindikasikan bahwa *denoiser* tidak sepenuhnya mereplikasi bentuk transien asli, terutama jika *denoiser* meredam amplitude puncaknya. Perbandingan pola residu ini memberikan wawasan tambahan mengenai bagaimana setiap *denoiser* mengelola derau dan menjaga integritas sinyal.

Tahap selanjutnya adalah terkait analisis *event* transien. Analisis *event* transien merupakan aspek krusial dalam mengevaluasi performa *signal conditioner*, mengingat bahwa banyak data sensor mengandung informasi vital dalam bentuk perubahan sinyal yang cepat dan mendadak.

andungan Sinyal Bersih, Mentah, LPF, dan EMA (Zoom-in pada Transien 0.65 -



Gambar 5. Respon *denoising* saat *event* transien

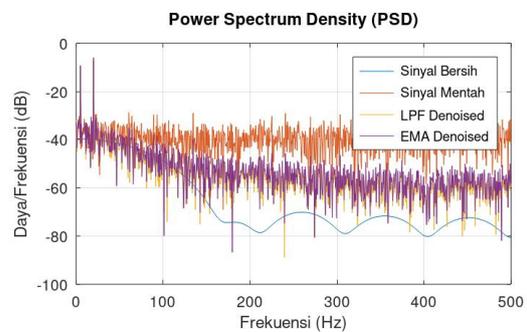
Gambar 5 secara jelas menunjukkan kompromi antara pengurangan derau dan preservasi bentuk transien. Sesuai dengan metrik PAP, sinyal hasil EMA cenderung dapat mempertahankan puncak transien dibandingkan dengan LPF. Hal ini ditandai dengan sinyal hasil *denoising* EMA tampak lebih rapat dan lebih tinggi puncaknya. Selain itu, dapat diamati pula pergeseran temporal (*delay*) pada puncak transien. Kedua *denoiser* tersebut, sebagai sistem kausal, secara intrinsik memperkenalkan penundaan fasa pada sinyal. Tampak pada Gambar 5, hasil *denoising* EMA menyebabkan pergeseran waktu yang sedikit lebih kecil pada *event* transien dibandingkan LPF. Penundaan ini merupakan konsekuensi dari proses *denoising* itu sendiri, di mana setiap *denoiser* membutuhkan sejumlah waktu untuk memproses dan merespons perubahan sinyal.

Secara keseluruhan, meskipun kedua *denoiser* berhasil mengurangi derau di sekitar *event* transien, EMA menunjukkan performa yang lebih unggul dalam preservasi *event* transien, baik dari segi amplitudo puncak, penundaan, maupun akurasi bentuk. Hal tersebut menjadikan EMA pilihan yang lebih baik dalam skenario di mana integritas dan *timing event* transien sangat krusial.

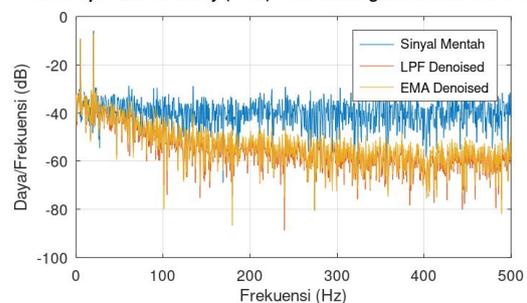
4.3. Analisis Visual Domain Frekuensi

Analisis dalam domain frekuensi memberikan pemahaman yang lebih dalam mengenai mekanisme kerja *denoiser* dan distribusi energi sinyal. Gambar 6 menunjukkan *Power Spectral Density* (PSD) dari sinyal mentah dan sinyal yang telah mengalami proses *denoising* oleh

LPF dan EMA. Sebagai referensi, Gambar 7 menampilkan respons frekuensi magnitudo dari kedua *denoiser* yang digunakan.



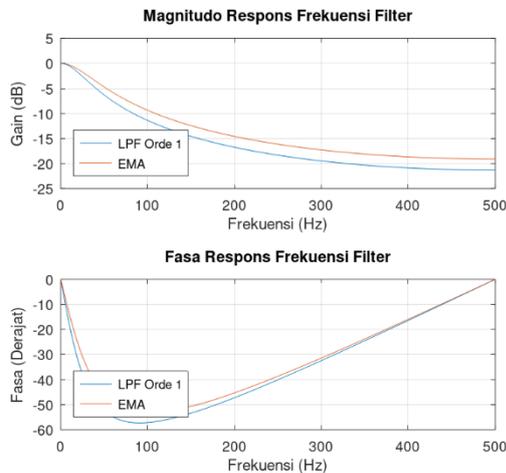
Power Spectral Density (PSD) - Perbandingan Denoised vs Mentah



Gambar 6. *Power Spectral Density* (PSD) Sinyal Mentah, LPF Denoised, dan EMA Denoised

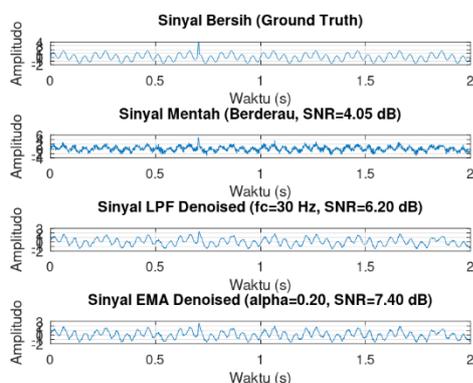
Pada Gambar 6 (PSD), terlihat bahwa sinyal mentah memiliki energi yang tersebar luas di seluruh spektrum frekuensi, aspek tersebut mencerminkan karakteristik derau yang bersifat Gaussian. Setelah *denoising*, kedua *denoiser* berhasil meredam energi pada frekuensi tinggi secara signifikan. Fenomena tersebut merupakan bukti efektivitas *denoising* oleh EMA dan LPF. Gambar 7, merupakan Respon Frekuensi Magnitudo yang menjelaskan fenomena tersebut secara teoritis. Metode *denoising* LPF menunjukkan karakteristik respons *low-pass* dengan *cut-off* yang relatif tajam di frekuensi 30 Hz, yang menyebabkan peredaman kuat pada frekuensi di atas *cut-off* tersebut. Sementara itu, EMA, meskipun juga berfungsi sebagai *low-pass filter*, menunjukkan *roll-off* yang lebih landai pada frekuensi tinggi. Perbedaan pada respons frekuensi ini secara langsung berkorelasi dengan bagaimana kedua *denoiser* tersebut mempengaruhi komponen frekuensi tinggi pada *event* transien dan derau,

yang pada akhirnya memengaruhi nilai PAP, *Delay*, dan $RMSE_{transient}$ yang telah dibahas sebelumnya.



Gambar 7. Respon Magnitudo dan Fasa

Terakhir, metrik *signal-to-noise ratio* dalam dB menjadi salah satu indikator utama performa *denoising* dalam domain frekuensi. Metrik ini mengukur perbandingan rasio sinyal terhadap daya derau.



Gambar 8. Efek *denoising* pada SNR

Dari Gambar 8, dapat dilihat bahwa kedua *denoiser* berhasil meningkatkan SNR sinyal secara signifikan dibandingkan dengan sinyal mentah, dengan EMA menunjukkan peningkatan. Peningkatan SNR ini secara langsung terkait dengan kemampuan *denoiser* meredam komponen derau di spektrum frekuensi, yang terlihat pada visualisasi spektrum daya.

Secara keseluruhan, analisis mendalam pada *event* transien mengungkapkan perbedaan signifikan; EMA menunjukkan kinerja superior dalam preservasi amplitudo puncak dan

menjaga bentuk transien dengan *delay* yang minimal. Sebaliknya, LPF, meskipun efektif dalam mereduksi varian derau secara keseluruhan, cenderung lebih agresif dalam menghaluskan *event* transien. Temuan ini menegaskan adanya kompromi inheren antara efektivitas *denoising* dan integritas *event* transien, di mana pemilihan *denoiser* harus disesuaikan dengan prioritas aplikasi.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengevaluasi performa 1st Order Low-Pass Filter (LPF) dan Exponential Moving Average (EMA) sebagai *signal conditioner* untuk *denoising* data sensor, dengan penekanan pada respons kedua *denoiser* terhadap *event* transien. Melalui simulasi *synthetic benchmarking* dan analisis komprehensif di domain waktu serta domain frekuensi, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

Pemilihan antara LPF dan EMA sebagai *signal conditioner* harus didasarkan pada prioritas aplikasi. Jika tujuan utama adalah preservasi detail sinyal penting yang bersifat transien dengan *delay* minimal, EMA merupakan pilihan yang lebih direkomendasikan. Namun, jika reduksi derau maksimum secara keseluruhan menjadi prioritas utama dan distorsi pada transien masih dapat ditoleransi, LPF dapat dipertimbangkan. Penelitian ini menegaskan adanya kompromi inheren antara efektivitas *denoising* dan kemampuan *denoiser* mempertahankan integritas sinyal pada *event* transien.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengapresiasi kontribusi dan dukungan dari berbagai pihak yang telah memungkinkan terlaksananya penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. Zhang, X. Kong, Y. Zheng, L. Zhou, and X. Lai, "Real-time diagnosis of micro-short circuit for Li-ion batteries utilizing low-pass filters," *Energy*, vol. 166, pp. 1013–1024, 2019, doi: 10.1016/j.energy.2018.10.160.
- [2] B. Gao, G. Hu, Y. Zhong, and X. Zhu, "Cubature Kalman filter with both adaptability and robustness for tightly-coupled GNSS/INS integration," *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 13, pp. 14997–15011, Jul. 1, 2021, doi: 10.1109/JSEN.2021.3073963

- [3] G. Welch and G. Bishop, An Introduction to the Kalman Filter, Tech. Rep. TR 95-041, Dept. of Computer Science, Univ. of North Carolina at Chapel Hill, 2006.
- [4] Y. Li and X. Wang, "Comparative Study of Simple Moving Average and Exponential Moving Average in Short-Term Forecasting," *Journal of Forecasting and Analytics*, vol. 12, no. 3, pp. 215–225, 2020.
- [5] J. Barbancho, C. León, F. J. Molina, and A. M. Barbancho, "Real-time implementation of digital filters on low-cost microcontrollers for audio applications," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 56, no. 3, pp. 1362–1369, Aug. 2010, doi: 10.1109/TCE.2010.5606273.
- [6] Z. Wang, Y. Chen, and L. Zhang, "Comparison of various single filtering techniques for sensor data denoising," *IEEE Sensors Journal*, vol. 22, no. 4, pp. 3567–3576, Feb. 2022, doi: 10.1109/JSEN.2022.3141234
- [7] J. Fraden, Handbook of Modern Sensors: Physics, Designs, and Applications, 4th ed. New York, NY, USA: Springer, 2010.
- [8] J. G. Proakis and D. G. Manolakis, Digital Signal Processing: Principles, Algorithms and Applications, 4th ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2007, ch. 10, pp. 783-840.
- [9] W. Kester, Data Conversion Handbook. Burlington, MA, USA: Newnes/Analog Devices Inc., 2005.
- [10] S. W. Smith, The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing. San Diego, CA, USA: California Technical Publishing, 1997.
- [11] C. Ifeachor and B. W. Jervis, Digital Signal Processing: A Practical Approach, 2nd ed. Harlow, England: Pearson Education, 2002.
- [12] A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer, Discrete-Time Signal Processing, 3rd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2010.
- [13] M. Fikri, S. Herdjunto, and A. Cahyadi, "On the performance similarity between exponential moving average and discrete linear Kalman filter," in *Proc. 2019 Asia Pacific Conf. on Research in Industrial and Systems Engineering (APCoRISE)*, Depok, Indonesia, 2019, pp. 1–5, doi: 10.1109/APCoRISE46197.2019.9318810.
- [14] H. Kim, "Signal processing using moving averages," *Journal of Signal Processing*, vol. 45, no. 3, pp. 256–267, 2020.
- [15] Financial time series and exponential moving averages," *Journal of Financial Data Analysis*, vol. 32, no. 2, pp. 115–123, 2018.
- [15] P. E. McSharry, G. D. Clifford, L. Tarassenko, and L. A. Smith, "A dynamical model for the simulation of ECG data," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50, no. 3, pp. 289-296, Mar. 2003.
- [16] M. H. Alkarim, I. I. Prasajo, S. A. Nugroho, and E. E. Nugroho, "Penerapan algoritma filter untuk meningkatkan akurasi pembacaan sensor suhu MLX90614 pada objek dengan eliminasi pengaruh suhu lingkungan," *JITET*, vol. 13, no. 3, Jul. 2025.