

IMPLEMENTASI EXPONENTIALLY WEIGHTED MOVING AVERAGE (EWMA) PADA DATA TEMPERATUR SENSOR UNTUK DETEKSI ANOMALI PROSES

Alya Nabila Putri¹, Bungaria Tampubolon², Febry Vista Kristen Tarigan³, Nurfitri Humayro Daulay⁴

nabillaputrialya@gmail.com¹, bungariatp@gmail.com², febryvista07@gmail.com³,
nurfitrihumayro@gmail.com⁴

Universitas Negeri Medan

ABSTRACT

This study aims to implement the Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) method to detect anomalies in sensor temperature data from an electrophoretic painting process. The dataset consists of 720 observations recorded at 30-second intervals. The analysis begins with descriptive statistics to understand the data's distribution and characteristics. EWMA is then applied using two smoothing parameters, $\lambda = 0.2$ and $\lambda = 0.3$, to compare their sensitivity in detecting anomalies. Results show that $\lambda = 0.2$ detects 218 anomalies (30.3%), while $\lambda = 0.3$ detects 141 anomalies (19.6%). A residual analysis is conducted to evaluate the randomness of the data after smoothing, and the Ljung–Box test reveals significant autocorrelation in the residuals (p -value = 0.0000), indicating that the model has not fully removed the time-dependent structure. These findings demonstrate that EWMA is effective for sensor-based quality monitoring, but model refinement is still necessary to reduce false alarms. Further development is recommended by optimizing the λ parameter and integrating EWMA with time-series or machine learning models to ensure robust anomaly detection in real-world industrial environments.

Keywords: EWMA, Temperature Sensor, Anomaly Detection, Control Chart, Industrial Process.

PENDAHULUAN

Implementasi Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) pada data temperatur sensor untuk deteksi anomali proses merupakan pendekatan yang efektif dalam pengendalian kualitas dan monitoring proses industri. EWMA adalah metode statistik yang memberikan bobot eksponensial pada data pengamatan terbaru, sehingga lebih sensitif terhadap perubahan kecil dalam data dibandingkan metode rata-rata bergerak konvensional. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh S.W. Roberts pada tahun 1959 dan telah banyak digunakan untuk mendeteksi pergeseran kecil pada nilai mean proses secara berkelanjutan (Antono & Santoso, 2016).

Dalam konteks pengolahan data temperatur sensor, EWMA berfungsi sebagai filter yang dapat mereduksi noise dan mengidentifikasi anomali yang mungkin terjadi akibat gangguan atau perubahan kondisi proses. Penggunaan EWMA memungkinkan deteksi dini terhadap perubahan suhu yang tidak normal, sehingga dapat mencegah kerusakan lebih lanjut atau kegagalan sistem. Selain itu, EWMA juga memiliki keunggulan dalam memonitor proses dengan ukuran subgroup kecil, sehingga cocok untuk aplikasi real-time pada data sensor temperature (Nelwati et al., 2019).

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa EWMA memiliki sensitivitas yang baik dalam mendeteksi pergeseran kecil pada proses produksi, yang sangat penting dalam menjaga kestabilan dan kualitas produk. Misalnya, pengembangan peta kendali EWMA menjadi Double EWMA (DEWMA) menunjukkan peningkatan sensitivitas dalam mendeteksi perubahan kecil pada mean proses (Herdiani et al., 2025). Dalam kalibrasi sensor temperatur, pengolahan data menggunakan metode statistik seperti EWMA dapat meningkatkan akurasi dan keandalan pengukuran (Sulaeman & Kusnadi, 2011).

Dengan latar belakang tersebut, artikel ini akan membahas implementasi EWMA pada data temperatur sensor sebagai metode deteksi anomali proses, yang diharapkan dapat meningkatkan efektivitas monitoring dan pengendalian kualitas dalam berbagai aplikasi industri.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi anomali dalam proses industri pada pabrik pengecatan elektroforesis dengan menggunakan data sensor temperatur (TP1) yang terdiri dari 720 pengamatan, dikumpulkan setiap 30 detik. Metode analisis yang digunakan adalah Exponentially Weighted Moving Average (EWMA), dengan proses analisis dimulai dari statistik deskriptif dan eksplorasi awal guna memahami karakteristik data. Selanjutnya, metode EWMA diterapkan untuk mendeteksi anomali dengan memberikan bobot lebih besar pada data terbaru. Perhitungan dilakukan menggunakan rumus EWMA dan batas kendali seperti UCL, CL, dan LCL dengan parameter $\lambda = 0,2$ dan $L = 3$, serta dilakukan perbandingan menggunakan $\lambda = 0,3$ sebagai variasi analisis.

Setelah penerapan metode EWMA, dilakukan visualisasi hasil berupa peta kendali yang menampilkan titik-titik anomali untuk memudahkan interpretasi. Analisis dilanjutkan dengan mengevaluasi residual, yaitu selisih antara data aktual dan nilai EWMA, yang idealnya berfluktuasi acak di sekitar nol sebagai indikator model yang baik. Tahap akhir adalah pemberian rekomendasi manajerial berdasarkan hasil analisis untuk mendukung pengambilan keputusan dan pengembangan lebih lanjut dalam sistem pemeliharaan prediktif industri. Seluruh proses analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak statistik Python.

HASIL DAN PEMBAHASAN

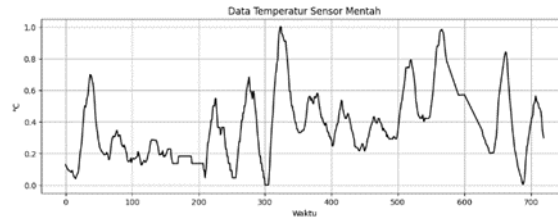
Statistik Deskriptif dan Eksplorasi Awal

Langkah pertama dalam analisis ini adalah melakukan eksplorasi awal terhadap data sensor temperatur (TP1) yang terdiri dari 720 pengamatan. Hasil statistik deskriptif ditampilkan pada Tabel 1:

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data TP1

Statistik	Nilai
Jumlah Data	720
Rata-rata (μ)	0,3754
Standar Deviasi (σ)	0,2171
Minimum	0,0000
Kuartil 1	0,2020
Median	0,3436
Kuartil 3	0,5112
Maksimum	1,0000

Berdasarkan statistik ini, terlihat bahwa nilai TP1 memiliki sebaran yang cukup lebar, mulai dari 0 hingga 1, dengan rata-rata 0,3754 dan simpangan baku 0,2171. Nilai minimum yang mencapai 0 dan maksimum 1 mengindikasikan adanya potensi penyimpangan ekstrem, sehingga diperlukan analisis visual lebih lanjut untuk memahami pola datanya.



Gambar 1 Grafik Data Temperatur Sensor Mentah

Grafik ini menampilkan data mentah dari sensor temperatur (TP1) terhadap waktu. Terlihat adanya fluktuasi nilai temperatur yang cukup bervariasi, dari 0 hingga 1 satuan. Pola ini mengindikasikan bahwa sinyal mengalami variabilitas yang cukup tinggi, dan bisa mengandung anomali atau gangguan yang perlu dikaji lebih dalam.

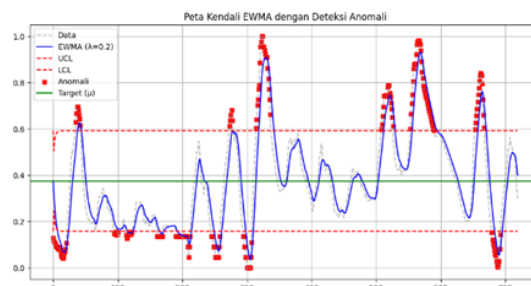
Penerapan Metode EWMA

Sampel	Data Aktual	Nilai EWMA	UCL	LCL
1	0.1287	0.3754	0.3754	0.3754
10	0.0864	0.1286	0.5905	0.1602
50	0.2967	0.428	0.5925	0.1583
100	0.1422	0.1706	0.5925	0.1583
200	0.1364	0.1412	0.5925	0.1583
300	0.0455	0.1383	0.5925	0.1583
400	0.2883	0.3334	0.5925	0.1583
500	0.3153	0.3011	0.5925	0.1583
600	0.5705	0.5763	0.5925	0.1583
720	0.2981	0.3997	0.5925	0.1583

Berdasarkan hasil perhitungan EWMA dengan parameter $\lambda=0,2$, $L=3$, $\mu_0=0,375$ dan $\sigma=0,158$, diperoleh nilai EWMA yang menunjukkan penurunan awal dari 0,3754 menjadi 0,1286 pada sampel ke-10. Selanjutnya, nilai EWMA relatif stabil pada kisaran 0,15 hingga 0,45 hingga sampel ke-300, dan mengalami variasi yang lebih besar pada sampel ke-400 hingga ke-720, namun tetap berada dalam batas kendali. Batas kendali juga mengalami penyempitan dan stabil di UCL 0,5925 dan LCL 0,1583 sejak sekitar sampel ke-50.

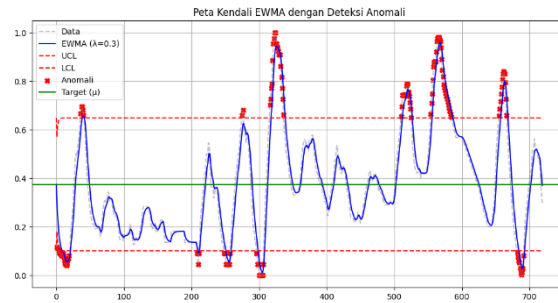
Secara keseluruhan, penerapan EWMA menunjukkan proses yang stabil tanpa adanya sinyal out-of-control. EWMA efektif dalam merespons perubahan awal sekaligus memberikan smoothing yang baik sepanjang proses. Dengan parameter $\lambda=0,2$ pengendalian kualitas dapat memantau variasi kecil secara sensitif namun tetap stabil, sehingga cocok untuk monitoring proses jangka panjang.

Hasil Visualisasi



Gambar 2 Peta Kendali EWMA $\lambda=0.2$

Grafik ini adalah inti dari analisis EWMA. Garis biru menunjukkan nilai EWMA, garis merah putus-putus menunjukkan batas kendali atas (UCL) dan bawah (LCL), sedangkan tanda silang merah menandakan anomali yaitu titik-titik yang jatuh di luar batas kendali. Grafik ini menunjukkan deteksi anomali sebanyak 218 titik atau sekitar 30,3% dari total data.



Gambar 3 Peta Kendali EWMA $\lambda=0.3$

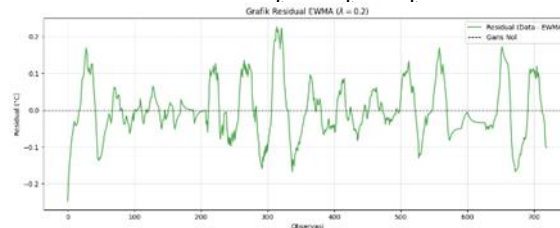
Grafik ini menyajikan hasil analisis EWMA dengan parameter $\lambda=0.3$. Garis biru menunjukkan nilai EWMA hasil perhitungan, sedangkan garis merah putus-putus menggambarkan batas kendali atas (UCL) dan garis tengah (CL). Tanda silang merah menandai titik-titik anomali yang terdeteksi, dengan total 141 titik yang berada di luar batas kendali.

Temuan ini mengungkapkan bahwa sekitar 19.6% dari total data (dari 720 pengamatan) menunjukkan penyimpangan yang signifikan dari nilai normal. Deteksi anomali ini memiliki peran penting dalam identifikasi dini potensi gangguan pada sistem pemantauan temperatur.

Analisis Residual

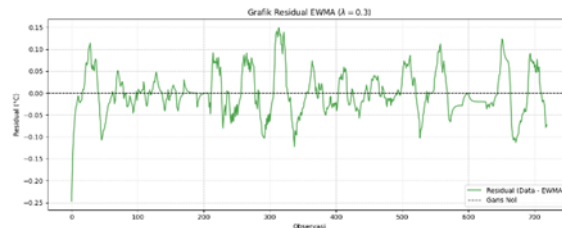
Residual dihitung sebagai:

$$\text{Residual}_t = X_t - Z_t$$



Gambar 4 Analisis Residual EWMA ($\lambda=0.2$)

Grafik ini memperlihatkan residual, yaitu selisih antara data aktual dan nilai EWMA. Idealnya, residual harus berfluktuasi acak di sekitar nol, namun pada grafik ini terlihat adanya pola-pola tertentu, yang diperkuat oleh hasil uji Ljung-Box yang menunjukkan autokorelasi signifikan. Residual menunjukkan pola fluktuasi terhadap nilai EWMA. Untuk mengevaluasi apakah residual bersifat acak, dilakukan uji Ljung-Box hingga lag ke-10. Hasil menunjukkan seluruh p-value = 0,0000, artinya residual mengandung autokorelasi dan belum sepenuhnya acak.



Gambar 5 Analisis Residual EWMA ($\lambda=0.3$)

Grafik residual EWMA dengan parameter $\lambda = 0,3$ menunjukkan selisih antara data aktual dan nilai eksponensial moving average. Idealnya, residual yang baik akan berfluktuasi secara acak di sekitar garis nol, yang menandakan bahwa model EWMA telah menangkap struktur utama dalam data. Namun, pada grafik ini tampak bahwa residual masih memperlihatkan pola tertentu dan tidak sepenuhnya acak, mengindikasikan adanya autokorelasi dalam data residual. Hal ini diperkuat oleh hasil uji Ljung-Box yang menghasilkan p-value = 0.0000 untuk lag 1 hingga 10. Nilai p yang sangat kecil ini menolak hipotesis nol bahwa residual tidak berkorelasi secara serial, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual.

Rekomendasi Manejerial

Berdasarkan hasil analisis, penggunaan EWMA dengan $\lambda = 0,2$ dan $0,3$ efektif mendeteksi anomali, terutama $\lambda = 0,2$ yang mengidentifikasi 218 anomali (30,3%). Namun, hasil residual dan uji Ljung-Box menunjukkan adanya autokorelasi, menandakan bahwa model belum sepenuhnya menghilangkan pola dalam data.

Oleh karena itu, rekomendasi yang dapat diberikan adalah sebagai berikut:

Eksplorasi Model Time Series Lainnya

Disarankan untuk mencoba pendekatan pemodelan time series yang lebih kompleks seperti ARIMA, SARIMA, atau model state space yang mampu menangkap struktur serial dan musiman dalam data. Model-model ini dapat digunakan untuk membandingkan performanya terhadap metode EWMA, khususnya dalam hal akurasi deteksi anomali dan keacakan residual.

Optimasi Parameter λ

Sebaiknya dilakukan optimasi nilai λ secara sistematis, misalnya melalui grid search atau cross-validation, untuk menemukan nilai parameter yang paling optimal dalam menghasilkan residual yang paling mendekati acak.

Hybrid Model atau Ensemble Method

Pertimbangkan untuk menggabungkan metode EWMA dengan teknik lain seperti machine learning (contohnya: Random Forest, Isolation Forest) atau menggunakan pendekatan hybrid yang mengombinasikan EWMA dan ARIMA untuk meningkatkan akurasi deteksi anomali.

Validasi dengan Data Lain atau Label Anomali

Untuk menilai efektivitas deteksi anomali, disarankan menggunakan data validasi atau data historis yang telah diberi label anomali (jika tersedia), sehingga kinerja metode dapat diukur dengan metrik seperti precision, recall, dan F1-score.

Monitoring dan Implementasi Real-Time

Jika metode ini akan diterapkan dalam sistem pemantauan sensor secara real-time, maka perlu dirancang sistem pemrosesan data yang efisien serta dapat memberikan peringatan dini ketika nilai temperatur menunjukkan perilaku menyimpang dari normalnya.

Dengan melakukan pengembangan dan evaluasi lebih lanjut seperti yang direkomendasikan, diharapkan sistem deteksi anomali dapat memberikan hasil yang lebih akurat, andal, dan sesuai untuk aplikasi nyata dalam pengawasan sensor industri atau lingkungan.

KESIMPULAN

1. Implementasi Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) pada 720 observasi temperatur sensor TP1 berhasil menandai penyimpangan proses pengecatan elektroforesis secara kuantitatif.
2. Parameter $\lambda = 0,2$ lebih sensitif, menghasilkan 218 sinyal anomali (30,3 %), sedangkan $\lambda = 0,3$ menghasilkan 141 sinyal (19,6 %).
3. Pemeriksaan residual melalui uji Ljung–Box menunjukkan autokorelasi bermakna pada lag 1–10 ($p < 0,001$), sehingga pola deret waktu belum sepenuhnya dieliminasi.
4. Hasil ini menegaskan kegunaan EWMA sebagai alat pemantauan dini, namun juga menyoroti perlunya penyesuaian model agar alarm palsu dapat diminimalkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Antono, I., & Santoso, R. (2016). KOMPUTASI METODE EXPONENTIALLY WEIGHTED MOVING AVERAGE UNTUK PENGENDALIAN KUALITAS PROSES PRODUKSI MENGGUNAKAN GUI MATLAB (STUDI KASUS : PT Djarum Kudus SKT Brak Megawon III). *JURNAL GAUSSIAN*, 5(4), 673–682.
- Herdiani, E. T., Tinungki, G. M., Statistika, D., Matematika, F., Alam, P., & Hasanuddin, U. (2025). Perbandingan Kinerja Peta Kendali Exponentially Weighted Moving Average dan Peta Kendali Double Exponentially Weighted Moving Average dalam Pengendalian Kualitas Produksi Batsudan di PT . Maruki International Indonesia. 6(1), 38–46. <https://doi.org/10.20956/ejsa.v6i1.25751>
- Hoblos, J. (2025). Anomaly Detection on Univariate Time Series Data Using Exponentially Weighted Moving Average (AnEWMA). *International Conference on Internet of Things, Big Data and Security, IoTBDS - Proceedings, IoTBDS*, 402–409. <https://doi.org/10.5220/0013437800003944>
- Hsu, C. R., & Wang, H. (2025). EWMA Control Chart Integrated with Time Series Models for COVID-19 Surveillance. *Mathematics*, 13(1). <https://doi.org/10.3390/math13010115>
- Karoon, K., & Areepong, Y. (2025). The Efficiency of the New Extended EWMA Control Chart for Detecting Changes Under an Autoregressive Model and Its Application. *Symmetry*, 17(1). <https://doi.org/10.3390/sym17010104>
- Koshti, V. V., & Valappil, A. K. (2014). Exponentially weighted moving average control chart. November 2011
- Liu, Z., Wang, S., Gu, X., Li, Z., Dong, Q., & Cui, B. (2022). Application of a novel EWMA- ϕ chart on quality control in asphalt mixtures production. *Construction and Building Materials*, 323. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2021.126264>
- Nelwati, N., Yozza, H., & Maiyastri, M. (2019). Peta Kendali Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) Untuk Jumlah Wisatawan Yang Berkunjung Ke Sumatera Barat. *Jurnal Matematika UNAND*, 4(4), 83. <https://doi.org/10.25077/jmu.4.4.83-90.2015>
- Qiao, Y., Wu, Z., Zhang, Q., Xu, Q., & Jin, G. (2025). Optimal Design of One-Sided Exponential Adaptive EWMA Scheme Based on Median Run Length. *Algorithms*, 18(1). <https://doi.org/10.3390/a18010005>
- Sulaeman, C., & Kusnadi. (2011). Kalibrasi Sensor Temperatur Dengan Metoda. *Teknik Elektro*, 10(2), 131–137.
- Tang, A., Castagliola, P., Hu, X., & Sun, J. (2019). The adaptive EWMA median chart for known

- and estimated parameters. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 89(5), 844–863. <https://doi.org/10.1080/00949655.2019.1573425>
- Wang, M., Zhu, X., Zhou, G., Li, K., Wu, Q., & Fan, W. (2025). Anomaly detection in multidimensional time series for water injection pump operations based on LSTMA-AE and mechanism constraints. *Scientific Reports*, 15(1), 2020. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-85436-x>
- Yusriyyah, N., & Agrina, C. R. (2025). Analysis of Product Quality Control Using Statistical Process Control (SPC) at Didik Bag Convection in Bandung
<https://www.kaggle.com/datasets/boyangs444/process-data-for-predictive-maintenance>.