

Analisis Perbandingan Peramalan Penggunaan Bahan Baku Menggunakan Metode Weighted Moving Average (WMA) dan Evaluasi dengan Mean Absolute Error (MAE)

Nurlina Yulis¹, Muh. Alif Anhar², Anthony Saul Rombe²

Universitas Dipa/Sistem Informasi¹

Universitas Dipa/Teknik Informatika²

Jl. Perintis Kemerdekaan Km. 9 Makassar

e-mail: nurlinayulis@undipa.ac.id, sultankautsar21@gmail.com, anthonysaulrombe62@gmail.com

Abstrak

Peramalan penggunaan bahan baku merupakan aspek penting dalam pengelolaan rantai pasok untuk meningkatkan efisiensi dan mengurangi pemborosan. Studi ini membandingkan hasil peramalan dengan metode Weighted Moving Average (WMA) berdasarkan dua skenario data: (1) WMA dengan penggunaan aktual dari Juli 2024 hingga Januari 2025 dengan bobot 1 hingga 7, dan (2) WMA tanpa penggunaan aktual (bulan yang akan diprediksi), dengan bobot 1 hingga 5 untuk WMA Desember dan bobot 1 hingga 6 untuk WMA Januari. Evaluasi akurasi dilakukan menggunakan Mean Absolute Error (MAE). Hasil menunjukkan bahwa pendekatan dengan penggunaan data aktual yang akan diprediksi memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan pendekatan tanpa penggunaan aktual. Penelitian ini dapat menjadi referensi dalam optimasi manajemen bahan baku bagi industri manufaktur.

Kata kunci : Peramalan, Weighted Moving Average (WMA), Mean Absolute Error (MAE), Penggunaan Bahan Baku, Manajemen Rantai Pasok

Abstract

Forecasting raw material usage is a crucial aspect of supply chain management to enhance efficiency and reduce waste. This study compares forecasting results using the Weighted Moving Average (WMA) method based on two data scenarios: (1) WMA with actual usage from July 2024 to January 2025, with weights ranging from 1 to 7, and (2) WMA without actual usage (for the months being predicted), with weights ranging from 1 to 5 for WMA December and 1 to 6 for WMA January. Accuracy evaluation is conducted using Mean Absolute Error (MAE). The results indicate that the approach incorporating actual usage data for prediction yields more accurate forecasts compared to the approach without actual usage. This research can serve as a reference for optimizing raw material management in the manufacturing industry..

Keywords : Forecasting, Weighted Moving Average (WMA), Mean Absolute Error (MAE), Raw Material Usage, Supply Chain Management

1. Pendahuluan

Peramalan penggunaan bahan baku merupakan aspek fundamental dalam pengelolaan rantai pasok, terutama bagi industri manufaktur yang bergantung pada ketersediaan bahan baku untuk menjaga kelangsungan produksi [1][2][3][4]. Ketepatan dalam meramalkan kebutuhan bahan baku dapat mengoptimalkan efisiensi operasional, mengurangi pemborosan, dan meningkatkan profitabilitas perusahaan [5][6][7][8]. Salah satu metode peramalan yang sering digunakan adalah Weighted Moving Average (WMA), yang memberikan bobot lebih tinggi pada data terbaru agar hasil prediksi lebih akurat dan relevan dengan tren terkini [6][9][10][11][12].

Dalam penelitian ini, metode WMA diterapkan dalam dua skenario perhitungan yang berbeda. Skenario pertama menggunakan WMA dengan data penggunaan aktual bahan baku dari Juli 2024 hingga Januari 2025, di mana bobot diberikan dari 1 hingga 7. Skenario kedua menggunakan WMA tanpa

memasukkan nilai aktual dari bulan yang akan diprediksi, dengan bobot 1 hingga 5 untuk WMA Desember dan bobot 1 hingga 6 untuk WMA Januari. Evaluasi hasil prediksi dilakukan dengan menghitung Mean Absolute Error (MAE), sebuah metrik yang mengukur rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan hasil peramalan [13]-[25].

Penerapan metode WMA dalam berbagai skenario ini bertujuan untuk mengidentifikasi strategi terbaik dalam memprediksi penggunaan bahan baku secara akurat. Dalam industri manufaktur, perbedaan metode peramalan dapat memberikan dampak signifikan terhadap efisiensi persediaan dan strategi pengadaan bahan baku. Oleh karena itu, pemahaman mengenai keunggulan dan keterbatasan dari setiap pendekatan peramalan sangat penting untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik.

Selain itu, penelitian ini memberikan wawasan mengenai sejauh mana data aktual berkontribusi dalam meningkatkan akurasi peramalan. Dengan membandingkan hasil dari dua skenario WMA, penelitian ini dapat membantu menentukan apakah mempertimbangkan data penggunaan aktual dalam perhitungan WMA memberikan keunggulan dalam memprediksi kebutuhan bahan baku ke depan. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi manajer rantai pasok dan pelaku industri dalam mengoptimalkan strategi pengelolaan bahan baku.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada peningkatan akurasi peramalan bahan baku tetapi juga memperkaya literatur mengenai teknik peramalan dalam manajemen rantai pasok. Struktur penelitian ini akan dijelaskan lebih lanjut dalam bagian-bagian berikut, yang mencakup metode penelitian, hasil dan pembahasan, serta kesimpulan berdasarkan analisis yang telah dilakukan.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan studi kasus pada data Studi ini menggunakan data penggunaan bahan baku dari Juli 2024 hingga Januari 2025 (Gambar 1). Metode perhitungan terdiri dari:

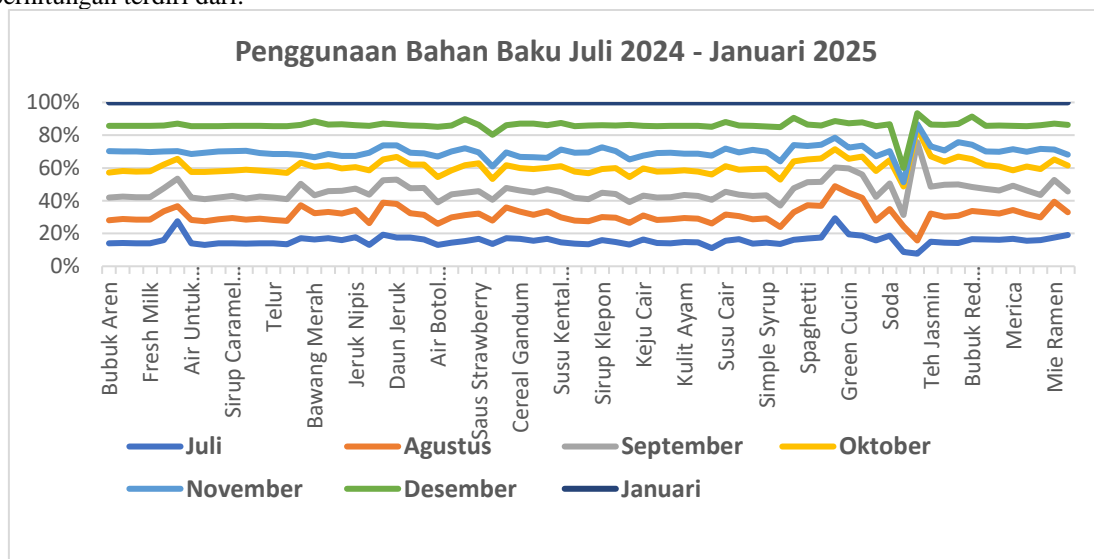


Figure 1. Penggunaan Bahan Baku Juli 2024 - Januari 2025

2.1 Pengumpulan Data

Mengumpulkan data historis pembelian barang selama tujuh bulan seperti terlihat pada Tabel 1.

2.2 Pengolahan Data

Memasukkan data ke dalam Excel dan membuat kolom untuk penggunaan serta bobot.

2.3 Perhitungan WMA

Weighted Moving Average (WMA) adalah metode peramalan yang memberikan bobot lebih pada observasi terbaru dalam suatu rangkaian waktu. Dengan cara ini, WMA dapat lebih responsif terhadap perubahan tren yang lebih baru dibandingkan metode rata-rata sederhana.

WMA menghitung rata-rata dari serangkaian nilai dengan memberikan bobot yang berbeda pada setiap nilai. Bobot yang lebih besar diberikan pada nilai yang lebih baru, sehingga peramalan menjadi lebih akurat.

Rumus untuk menghitung Weighted Moving Average adalah sebagai berikut:

$$WMA = \frac{\sum_{i=1}^n (w_i \cdot x_i)}{\sum_{i=1}^n w_i} \tag{1}$$

Keterangan:

- WMA = Weighted Moving Average
- n = jumlah periode
- wi = bobot untuk setiap periode
- xi = nilai aktual pada periode

Table 1. Penggunaan Bahan Baku
Juli – Desember Tahun 2024 hingga Januari 2025

No	Bahan Baku	Penggunaan (Bulan)						
		Juli	Agustus	September	Oktober	November	Desember	Januari
1	Bubuk Aren	41704	42360	41460	45400	39045	45870	42990
2	Creamer	36090	37255	35070	39940	30370	39720	36465
3	Espresso	136810	138700	132870	151800	118730	151586	139200
4	Fresh Milk	301230	309880	295069	338580	252580	341150	308110
5	Sea Salt	1053	1145	927	937	530	1042	920
6	Bubuk Teh	108	36	66	48	18	66	51
7	Air Untuk	16200	16600	15700	18200	12580	19700	16700
8	Sirup	11895	13125	12105	15175	10530	14715	13140
9
10
11
12
13
14
65	Terigu	4375	4400	3775	3850	2275	4150	3800
66	Tepong Roti	8750	8600	7550	7875	4850	8650	7600
67	Merica	315	330	279	174	243	267	270
68	Minyak Goreng	20550	21500	18875	19375	11875	20750	19000
69	Kaldu Ramen	9750	7000	6500	8000	3350	9250	6200
70	Mie Ramen	2850	3525	2175	2025	975	2550	2100

Pendekatan Pertama: WMA dihitung berdasarkan data aktual Agustus 2024 hingga Januari 2025 dengan bobot 1 hingga 7. Pendekatan Kedua: WMA dihitung tanpa data aktual, di mana:

1. WMA Desember menggunakan data dari Juli hingga November dengan bobot 1 hingga 5.
2. WMA Januari menggunakan data dari Juli hingga Desember dengan bobot 1 hingga 6.

2.4 Analisis Hasil

Membandingkan prediksi dengan data aktual untuk mengevaluasi keakuratan model dalam peramalan (forecasting) dan pemantauan kinerja model peramalan. Mengukur rata-rata kesalahan absolut antara prediksi dan nilai aktual. Semakin kecil nilai MAE, semakin baik model. Evaluasi dilakukan menggunakan Mean Absolute Error (MAE), dengan rumus:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Actual_i - Forecast_i| \tag{2}$$

3. Hasil Dan Pembahasan

Hasil analisis menunjukkan bahwa pendekatan pertama dengan penggunaan data aktual periode yang akan diprediksi memberikan hasil peramalan yang lebih akurat dibandingkan pendekatan kedua. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAE yang lebih rendah pada pendekatan pertama.

Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa mempertimbangkan data aktual periode yang akan diprediksi dalam perhitungan WMA dapat meningkatkan akurasi prediksi.

3.1. WMA dengan Actual Usage

Pada Gambar 3. menampilkan hasil prediksi dibandingkan dengan nilai aktual dari Juli 2024 hingga Januari 2025. Grafik ini menunjukkan hasil perhitungan Mean Absolute Error (MAE) dari metode Weighted Moving Average (WMA) di Gambar 2. dengan mempertimbangkan data penggunaan bahan baku yang sebenarnya (actual usage). Dalam perhitungan ini, WMA dihitung dengan menggunakan data aktual dari bulan Juli 2024 hingga Januari 2025, dengan bobot yang diberikan secara bertingkat dari 1 hingga 7.

Karakteristik Grafik MAE dengan Actual Usage yaitu:

- Sumbu X: Menunjukkan periode waktu dari Agustus 2024 hingga Januari 2025.
- Sumbu Y: Menampilkan nilai MAE, yaitu selisih rata-rata absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi dari WMA.
- Tingkat Akurasi: Karena nilai aktual dari bulan yang diprediksi digunakan dalam perhitungan WMA, hasil prediksi cenderung lebih akurat, dengan MAE yang lebih kecil dibandingkan metode tanpa actual usage.
- Interpretasi: Semakin kecil nilai MAE pada grafik ini, semakin akurat metode peramalan WMA dalam memprediksi penggunaan bahan baku berdasarkan data historis yang tersedia. Grafik yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar

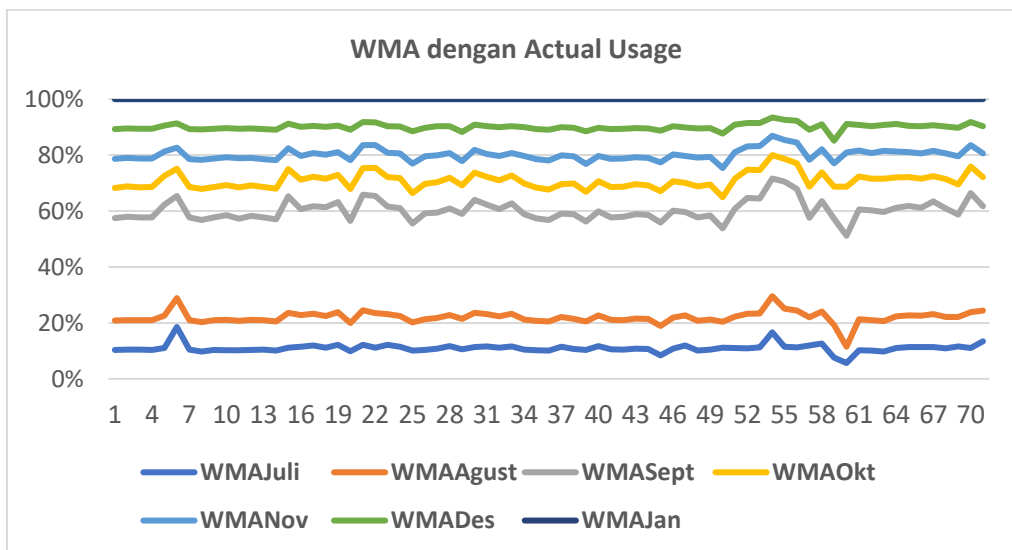


Figure 2. WMA dengan Actual Usage

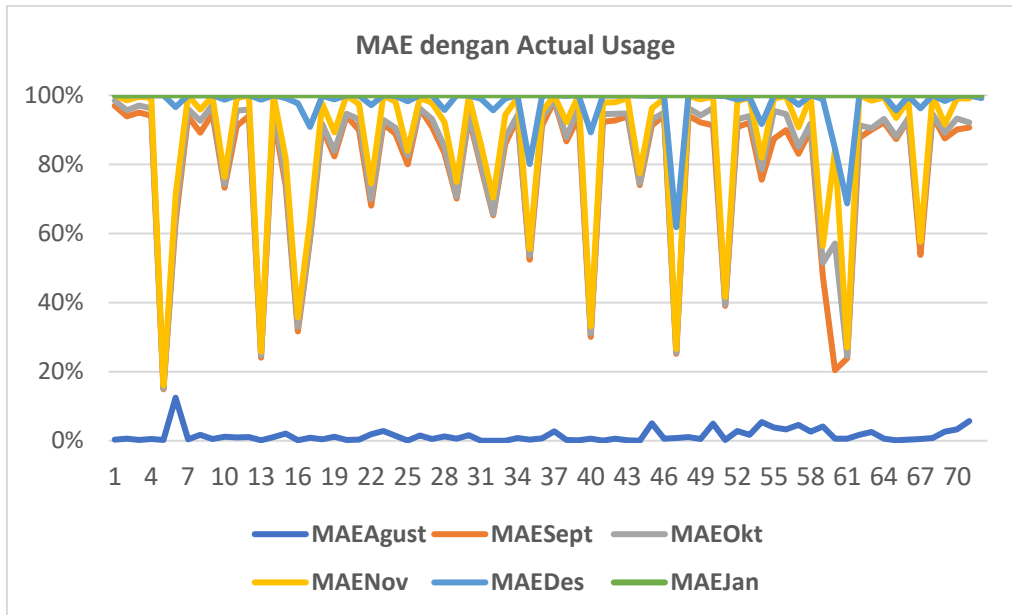


Figure 3. MAE dengan Actual Usage

3.2. WMA tanpa Actual Usage

Menampilkan hasil prediksi untuk Desember 2024 dan Januari 2025 tanpa memasukkan data aktual dalam perhitungannya (Gambar 4). Grafik pada Gambar 5, menunjukkan perhitungan MAE dari metode WMA tetapi tanpa memasukkan nilai aktual dari bulan yang akan diprediksi. Dalam pendekatan ini, WMA dihitung dengan menggunakan data aktual hingga bulan sebelumnya saja, sehingga prediksi dilakukan secara independen tanpa mempertimbangkan nilai aktual bulan target.

Skema Perhitungan dalam Grafik MAE tanpa Actual Usage, yaitu:

- a. Untuk WMA Desember 2024, perhitungan dilakukan dengan data aktual dari Juli hingga November 2024, dengan bobot 1 hingga 5.
- b. Untuk WMA Januari 2025, perhitungan dilakukan dengan data aktual dari Juli hingga Desember 2024, dengan bobot 1 hingga 6.
- c. Grafik ini disebut "tanpa actual usage" karena nilai aktual bulan yang akan diprediksi tidak dimasukkan dalam perhitungan WMA.

Karakteristik Grafik MAE tanpa Actual Usage:

- a. Sumbu X: Menunjukkan periode waktu dari Desember 2024 hingga Januari 2025.
- b. Sumbu Y: Menampilkan nilai MAE berdasarkan perbedaan antara hasil prediksi WMA dan nilai aktual bulan yang akan diprediksi.
- c. Tingkat Akurasi: Karena metode ini tidak menggunakan nilai aktual dari bulan target, kesalahan prediksi cenderung lebih besar dibandingkan grafik MAE dengan Actual Usage.
- d. Interpretasi: Semakin tinggi nilai MAE, semakin besar selisih antara hasil peramalan dan data aktual, yang menunjukkan bahwa metode tanpa actual usage kurang akurat dibandingkan metode dengan actual usage.

Grafik MAE dengan Actual Usage menghasilkan prediksi yang lebih akurat karena mempertimbangkan data terbaru, sehingga nilai MAE lebih rendah.

Grafik MAE tanpa Actual Usage menunjukkan bahwa tanpa data aktual bulan target, hasil prediksi memiliki tingkat kesalahan yang lebih tinggi.

Dari hasil perbandingan ini, dapat disimpulkan bahwa mempertimbangkan actual usage dalam metode WMA meningkatkan akurasi peramalan bahan baku dalam rantai pasok.

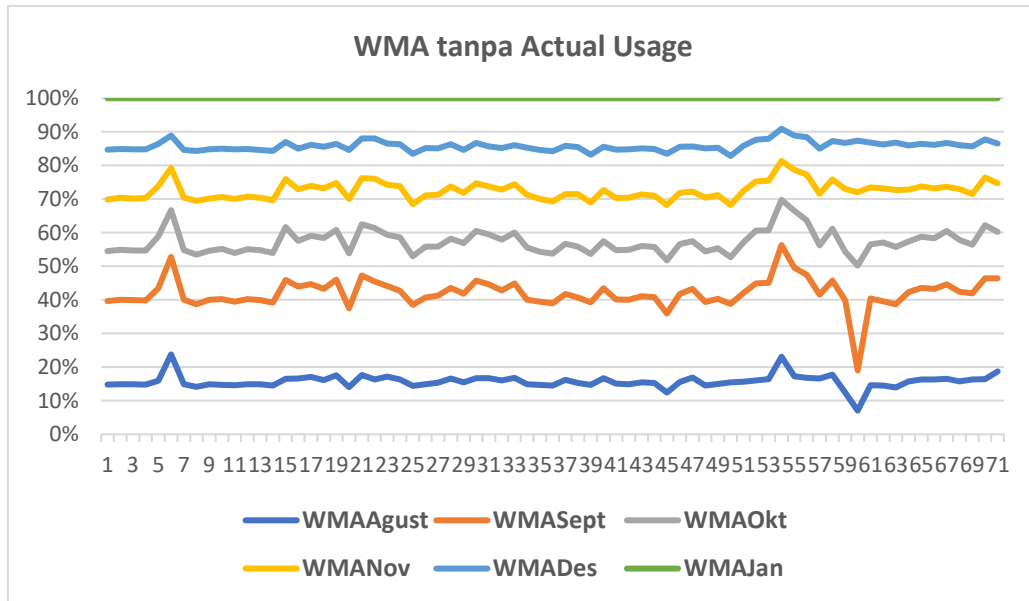


Figure 4. WMA tanpa Actual Usage

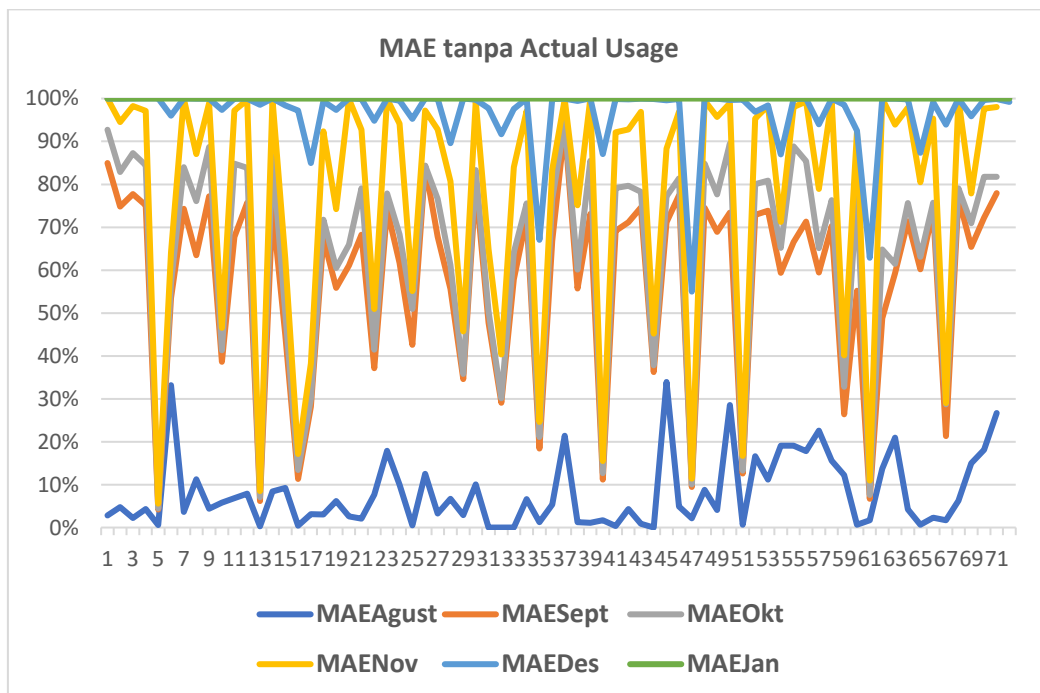


Figure 5. MAE tanpa Actual Usage

4. Kesimpulan

Studi ini mengonfirmasi bahwa penggunaan data aktual dalam peramalan WMA menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode tanpa data aktual periode yang akan diprediksi. Evaluasi dengan MAE menunjukkan bahwa pendekatan pertama lebih efektif dalam meminimalkan kesalahan peramalan. Hasil penelitian ini dapat diterapkan dalam manajemen bahan baku industri untuk meningkatkan efisiensi dan pengelolaan stok.

Daftar Pustaka

- [1] Prasetiawan MP, Winursito YC. Implementasi metode forecasting dalam pengendalian bahan baku jagung dan gandum pada PT ABC. *Jurnal Teknik Industri Terintegrasi* 2025;8:190–9.
- [2] Sathish T, LaluPrasad S, Patil S, Khan S, Saravanan R, Giri J. Testing the auto-regressive integrated moving average approach vs the support vector machines-based model for materials forecasting to reduce inventory. *AIP Advances* 2024.
- [3] Ayed M, Soualhi M, Ketata R, Mairrot N, Giampiccolo S, Zerhouni N. Data-Driven Methodology to Assess Raw Materials Impact on Manufacturing Systems Breakdowns. *International journal of prognostics and health management* 2024.
- [4] Zermane H, MADJOUR H, Ziar A, Zermane H. Forecasting material quantity using machine learning and times series techniques. *Journal of Electrical Engineering [Internet]* 2024;75:237–48. Available from: <https://sciendo.com/pdf/10.2478/jee-2024-0029>
- [5] Rakholia KR, Chandraprabh C, Ramesh R, Rao KD, Punitha S, Kumar MG. Optimizing Inventory Management Through Demand Forecasting: A Data-Driven Approach for Enhanced Supply Chain Efficiency. *Social Science Research Network* 2025.
- [6] Wang Z. Data-Driven Supply Chain Performance Optimization Through Predictive Analytics and Machine Learning. *Applied and Computational Engineering* 2024;118:30–5.
- [7] Singh B. Revolutionizing Supply Chains for Optimized Demand Planning, Inventory Management, and Logistics. *Advances in business strategy and competitive advantage book series* 2025;103–28.
- [8] Nweje U, Taiwo M. Leveraging Artificial Intelligence for predictive supply chain management, focus on how AI- driven tools are revolutionizing demand forecasting and inventory optimization. *International Journal of Science and Research Archive* 2025;14:230–50.
- [9] Khlie K, Benmamoun Z, Fethallah W, Jebbor I. Leveraging variational autoencoders and recurrent neural networks for demand forecasting in supply chain management: A case study. *Journal of infrastructure, policy and development* 2024;8:6639.
- [10] Hasan MR, Islam MR, Rahman MA. Developing and implementing AI-driven models for demand forecasting in US supply chains: A comprehensive approach to enhancing predictive accuracy. *Edelweiss applied science and technology* 2025;9:1045–68.
- [11] Rakholia K, Chandraprabh C, Ramesh R, Rao KD, Punitha S, Kumar MG. Optimizing Inventory Management Through Demand Forecasting: A Data-Driven Approach for Enhanced Supply Chain Efficiency. *Social Science Research Network* 2025
- [12] Zhang J, Wang Y, Zidu W. Enhancing Supply Chain Forecasting with Machine Learning: A Data-Driven Approach to Demand Prediction, Risk Management, and Demand-Supply Optimization. *Journal of fintech and business analysis*. 2024;2:1–5.
- [13] HAYTA E, Gencturk B, ERGEN C, Köklü M. Predicting Future Demand Analysis in the Logistics Sector Using Machine Learning Methods. *Intelligent methods in engineering sciences [Internet]* 2023; Available from: <https://imiens.org/index.php/imiens/article/download/42/23/328> .
- [14] Rahman M, Roy PP, Ali M, Sarwar H. Software Effort Estimation using Machine Learning Technique. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications [Internet]* 2023;14. Available from: http://thesai.org/Downloads/Volume14No4/Paper_91-Software_Effort_Estimation_using_Machine_Learning_Technique.pdf
- [15] Robeson SM, Willmott CJ. Decomposition of the mean absolute error (MAE) into systematic and unsystematic components. *PLOS ONE [Internet]* 2023;18:e0279774. Available from: <https://journals.plos.org/plosone/article/file?id=10.1371/journal.pone.0279774&type=printable> .
- [16] Castillo Estrada Ma del R, Gómez Camarillo ME, Sánchez Parraguirre ME, Gómez Castillo ME, Meneses Juárez E, Cruz Gómez MJ. Evaluation of Several Error Measures Applied to the Sales Forecast System of Chemicals Supply Enterprises. *International Journal of Business Administration [Internet]* 2020;11:39. Available from: <https://sciedu.ca/journal/index.php/ijba/article/download/18276/11230>
- [17] Reich NG, Lessler J, Sakrejda K, Lauer SA, Iamsirithaworn S, Cummings DAT. Case Study in Evaluating Time Series Prediction Models Using the Relative Mean Absolute Error. *The American Statistician [Internet]* 2016;70:285–92. Available from: https://works.bepress.com/nicholas_reich/11/download/
- [18] Hoffman S. Assessment of prediction accuracy in autonomous air quality models. *Desalination and Water Treatment [Internet]* 2016;57:1322–6. Available from: http://www.deswater.com/DWT_abstracts/vol573/57320161322.pdf

-
- [19] Khan BA, Naseem R, Shah MA, Wakil K, Khan A, Uddin MI, et al. Software Defect Prediction for Healthcare Big Data: An Empirical Evaluation of Machine Learning Techniques. *Journal of Healthcare Engineering* [Internet] 2021;2021:8899263. Available from: <https://downloads.hindawi.com/journals/jhe/2021/8899263.pdf>
- [20] Qi J, Du J, Siniscalchi SM, Ma X, Lee CH. On Mean Absolute Error for Deep Neural Network Based Vector-to-Vector Regression. *arXiv: Audio and Speech Processing* [Internet] 2020; Available from: <https://arxiv.org/abs/2008.07281>
- [21] Santos WRM, Sampaio Jr. AR, Rosa NS, Cavalcanti GDC. Microservices performance forecast using dynamic Multiple Predictor Systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 2024.
- [22] Neofytou E, Neophytides SP, Mavrovouniotis M, Eliades M, Papoutsas C, Hadjimitsis DG. An Empirical Study of Regression Algorithms for Soil Organic Matter Prediction. 2024;3686–91.
- [23] Sunetcioglu S, Arsan T. Predictive Maintenance Analysis for Industries. 2024;344–7.
- [24] Robeson SM, Willmott CJ. Decomposition of the mean absolute error (MAE) into systematic and unsystematic components. *PLOS ONE* [Internet] 2023;18:e0279774. Available from: <https://journals.plos.org/plosone/article/file?id=10.1371/journal.pone.0279774&type=printable>.
- [25] Yasmin A, Butt WH, Daud A. Ensemble effort estimation with metaheuristic hyperparameters and weight optimization for achieving accuracy. *PLOS ONE*. 2024 Apr 4;19. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0300296>.