

ANALISIS PREDIKSI STOK BARANG DI GUDANG PT XYZ MENGUNAKAN TIME SERIES FORECASTING

Nurul Eka Yuliyanti¹, Yayak Kartika Sari², Joko Iskandar³

^{1, 2, 3}Universitas Bhineka PGRI, Jl. Mayor Sujadi No. 7, Tulungagung, Jawa Timur, Indonesia
Email: nuruleka276@gmail.com

Article History

Received: 26-06-2026

Revision: 23-07-2026

Accepted: 26-08-2026

Published: 30-07-2026

Abstract. PT XYZ still implements a manual inventory recording process, potentially causing stock discrepancies that can disrupt the company's operational flow. This study aims to predict inventory needs to support more accurate stock control. The data used are historical purchase and inventory data for the period April–September 2025. The analysis was conducted using three time series methods, namely Moving Average (MA), Exponential Smoothing (ES), and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). The analysis stages include identifying data patterns, model formation, parameter testing, forecasting inventory needs, and evaluating model accuracy using Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), and Root Mean Square Error (RMSE). The model with the smallest error value was selected as the best model to determine stock needs, Safety Stock, and Reorder Point. The results showed that the ARIMA (1,1,1) model provided the best level of accuracy with an MAE value of 98.71, MAPE 7.25%, and RMSE 124.46. Based on this model, the estimated inventory requirement for the next period is 1,312 units, with a safety stock of 152 units and a reorder point of 1,458 units. The analysis results are visualized in a dashboard, showing that the majority of inventory is in the safe category, thus supporting more effective inventory control.

Keywords: Inventory Forecasting, ARIMA, Moving Average, Exponential Smoothing, Safety Stock, Reorder Point

Abstrak. PT XYZ masih menerapkan proses pencatatan persediaan secara manual sehingga berpotensi menimbulkan ketidaksesuaian stok yang dapat mengganggu kelancaran operasional perusahaan. Penelitian ini bertujuan memprediksi kebutuhan persediaan untuk mendukung pengendalian stok yang lebih akurat. Data yang digunakan berupa data historis pembelian dan persediaan periode April–September 2025. Analisis dilakukan menggunakan tiga metode deret waktu, yaitu *Moving Average* (MA), *Exponential Smoothing* (ES), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Tahapan analisis meliputi identifikasi pola data, pembentukan model, pengujian parameter, peramalan kebutuhan persediaan, serta evaluasi akurasi model menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Model dengan nilai kesalahan terkecil dipilih sebagai model terbaik untuk menentukan kebutuhan stok, *Safety Stock*, dan *Reorder Point*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,1) memberikan tingkat akurasi terbaik dengan nilai MAE 98,71, MAPE 7,25%, dan RMSE 124,46. Berdasarkan model tersebut, kebutuhan persediaan periode berikutnya diperkirakan sebesar 1.312 unit dengan *Safety Stock* 152 unit dan *Reorder Point* 1.458 unit. Hasil analisis divisualisasikan dalam bentuk dashboard yang menunjukkan sebagian besar persediaan berada pada kategori aman sehingga dapat mendukung pengendalian persediaan secara lebih efektif.

Kata Kunci: Inventory Forecasting, ARIMA, Moving Average, Exponential Smoothing, Safety Stock, Reorder Point.

How to Cite: Yuliyanti, N.E., Sari, Y.K. & Iskandar, J. (2026). Analisis Prediksi Stok Barang di Gudang PT XYZ Menggunakan *Time Series Forecasting*. *HORIZON: Indonesian Journal of Multidisciplinary*, 4 (4), 4773-4782. <http://doi.org/10.54373/hijm.v4i4.6706>

PENDAHULUAN

Manajemen persediaan bahan kimia laboratorium merupakan faktor penting dalam menjamin kelancaran proses pengujian, efisiensi operasional, dan kualitas layanan laboratorium. Ketidaktepatan dalam pengendalian persediaan dapat menyebabkan *stockout* maupun *overstock*, yang berdampak pada terganggunya aktivitas operasional, meningkatnya biaya penyimpanan, serta menurunnya produktivitas laboratorium. Seiring perkembangan teknologi informasi, pengelolaan persediaan yang didukung sistem digital dan metode peramalan menjadi kebutuhan penting untuk menghasilkan keputusan yang lebih akurat dan tepat waktu (Maulana et al., 2023).

Permasalahan tersebut masih dijumpai pada laboratorium uji PT XYZ yang hingga saat ini mengelola inventaris menggunakan pencatatan manual berbasis Microsoft Excel dengan data pembelian dan data stok disimpan secara terpisah. Kondisi tersebut menyebabkan ketidaksesuaian antara stok administratif dan stok fisik akibat keterlambatan pembaruan data serta proses rekapitulasi yang belum terintegrasi. Dampaknya, perusahaan beberapa kali mengalami *stockout* bahan kimia analisis, padahal sebagian besar bahan harus dipesan melalui sistem inden dengan *lead time* mencapai satu bulan atau lebih. Kondisi ini tidak hanya menghambat proses pengujian laboratorium, tetapi juga menurunkan efisiensi operasional dan kualitas pelayanan secara keseluruhan (Ramadhan et al., 2021).

Berbagai penelitian telah memanfaatkan metode peramalan untuk membantu pengendalian persediaan dan meningkatkan ketepatan pengambilan keputusan. Namun, penelitian terdahulu umumnya hanya menerapkan satu metode atau melakukan perbandingan pada konteks industri yang berbeda sehingga belum memberikan gambaran mengenai metode yang paling sesuai untuk karakteristik persediaan bahan kimia laboratorium. Selain itu, karakteristik permintaan bahan kimia yang fluktuatif serta adanya *lead time* pengadaan yang relatif panjang memerlukan evaluasi terhadap metode peramalan yang mampu menghasilkan tingkat akurasi terbaik. Oleh karena itu, penelitian komparatif masih diperlukan untuk menentukan metode yang paling sesuai pada kondisi operasional laboratorium PT XYZ (Arnaiz et al., 2023).

Sebagai alternatif penyelesaian masalah tersebut, penelitian ini menggunakan tiga metode deret waktu, yaitu *Moving Average* (MA), *Exponential Smoothing* (ES), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Ketiga metode dipilih karena memiliki karakteristik yang berbeda dalam memodelkan data historis. *Moving Average* sesuai untuk data dengan pola relatif stabil, *Exponential Smoothing* lebih responsif terhadap perubahan data terbaru melalui mekanisme pembobotan, sedangkan ARIMA mampu mengakomodasi pola tren dan autokorelasi sehingga sering digunakan pada data deret waktu yang lebih kompleks (Prayugo

& Faisal, 2026). Perbandingan ketiga metode tersebut diharapkan mampu menghasilkan model peramalan yang paling akurat sesuai karakteristik data persediaan bahan kimia di PT XYZ.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan membandingkan tingkat akurasi metode *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, dan ARIMA dalam memprediksi kebutuhan persediaan bahan kimia laboratorium di PT XYZ menggunakan indikator *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Model dengan tingkat kesalahan terkecil selanjutnya digunakan untuk menentukan kebutuhan stok, *Safety Stock*, dan *Reorder Point* sebagai dasar rekomendasi pengendalian persediaan yang lebih efektif sekaligus mendukung digitalisasi sistem manajemen inventaris perusahaan.

METODE

Penelitian ini merupakan penelitian terapan (*applied research*) dengan pendekatan kuantitatif dan desain komparatif. Penelitian bertujuan membandingkan kinerja tiga metode peramalan deret waktu, yaitu *Moving Average* (MA), *Exponential Smoothing* (ES), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), untuk menentukan metode yang paling akurat dalam memprediksi kebutuhan persediaan bahan kimia di laboratorium PT XYZ. Pendekatan ini dipilih karena berorientasi pada penyelesaian permasalahan nyata dalam pengendalian persediaan melalui penerapan model peramalan berbasis data historis (Creswell & Creswell, 2018). Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa data historis pembelian, pemakaian, dan persediaan bahan kimia laboratorium selama periode April–September 2025. Pemilihan periode tersebut didasarkan pada ketersediaan data yang lengkap dan konsisten sehingga mampu merepresentasikan pola pergerakan persediaan untuk analisis deret waktu (Tadayonrad & Ndiaye, 2023). Variabel yang dianalisis meliputi jumlah pembelian, jumlah pemakaian, stok tersedia, serta *lead time* pengadaan sebagai dasar perhitungan kebutuhan persediaan.

Pengumpulan data dilakukan melalui tiga teknik, yaitu observasi terhadap proses pengelolaan persediaan di laboratorium, wawancara semi-terstruktur dengan petugas gudang dan penanggung jawab laboratorium untuk memperoleh informasi mengenai prosedur pengendalian persediaan, serta studi dokumentasi terhadap laporan pembelian, pemakaian, dan stok bahan kimia yang dimiliki perusahaan. Analisis data dilakukan secara bertahap. Tahap pertama adalah prapemrosesan data (*data preprocessing*), meliputi pemeriksaan kelengkapan data, konsistensi pencatatan, serta penyusunan data historis dalam bentuk deret waktu. Tahap kedua adalah pembentukan model peramalan menggunakan tiga metode. Metode *Moving Average* digunakan untuk menghasilkan nilai ramalan berdasarkan rata-rata data pada beberapa

periode sebelumnya. Metode *Exponential Smoothing* diterapkan dengan memberikan bobot yang lebih besar pada data terbaru sehingga lebih responsif terhadap perubahan permintaan. Selanjutnya, metode ARIMA dibangun melalui proses identifikasi kestasioneran data, penentuan orde model (p,d,q) menggunakan analisis ACF dan PACF, estimasi parameter, serta pengujian diagnostik untuk memperoleh model yang memenuhi asumsi.

Tahap ketiga adalah evaluasi akurasi setiap model menggunakan indikator *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Model dengan nilai MAE, MAPE, dan RMSE paling rendah dipilih sebagai model terbaik karena memiliki tingkat kesalahan prediksi paling kecil. Tahap terakhir adalah pemanfaatan hasil peramalan untuk menghitung *Safety Stock* dan *Reorder Point* (ROP) sebagai dasar pengendalian persediaan. Seluruh hasil analisis kemudian divisualisasikan dalam bentuk dashboard yang menyajikan hasil peramalan, tingkat akurasi model, kondisi persediaan, serta rekomendasi waktu pemesanan kembali guna mendukung pengambilan keputusan manajemen.

HASIL

Penelitian ini menggunakan data transaksi persediaan barang selama enam bulan untuk menganalisis pola stok dan memprediksi kebutuhan inventori berdasarkan volume transaksi yang tercatat.

Perhitungan Jumlah Data Aktual Menggunakan MA

$$MA_t = \frac{\sum_{i=1}^n X_{t-i}}{n} \quad (1)$$

Perhitungan MA digunakan untuk menghitung nilai rata-rata dari sejumlah periode sebelumnya guna memperoleh prediksi pada periode berikutnya. Metode ini membantu menghaluskan fluktuasi data dan mengidentifikasi pola umum persediaan.

Perhitungan Jumlah Data Aktual Menggunakan ES

$$F_t = \alpha X_{t-1} + (1 - \alpha)F_{t-1} \quad (2)$$

Perhitungan ES digunakan untuk menghasilkan nilai prediksi dengan memberikan bobot yang lebih besar pada data terbaru. Metode ini lebih responsif terhadap perubahan data dibandingkan *Moving Average*.

Perhitungan Jumlah Data Aktual Menggunakan ARIMA

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \theta_1 e_{t-1} + e_t \quad (3)$$

Perhitungan ARIMA digunakan untuk memodelkan hubungan antara data historis dan kesalahan prediksi sebelumnya guna menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Metode ARIMA mampu menangkap pola tren dan fluktuasi pada data deret waktu.

MAE

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t| \quad (4)$$

Perhitungan MAE digunakan untuk mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan hasil prediksi. Semakin kecil nilai MAE, semakin baik tingkat akurasi model prediksi.

MAPE

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (5)$$

Perhitungan MAPE digunakan untuk mengukur persentase rata-rata kesalahan prediksi terhadap data aktual. Nilai MAPE yang lebih rendah menunjukkan performa model yang lebih baik.

RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}} \quad (6)$$

Perhitungan RSME digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi dengan memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan yang tinggi. Semakin kecil nilai RMSE, semakin akurat model yang digunakan.

ROP

$$SS = Z \times \sigma_d \times \sqrt{LT} \quad (7)$$

Perhitungan ROP digunakan untuk menentukan jumlah stok pengaman yang diperlukan guna mengantisipasi ketidakpastian permintaan dan keterlambatan pengadaan barang. Safety Stock membantu mengurangi risiko kehabisan persediaan.

Presentase Status Ketersediaan

$$\text{Persentase} = \frac{\text{Jumlah Kategori}}{\text{Total Data}} \times 100\% \quad (8)$$

Dari presentase status ketersediaan untuk menghitung persentase setiap kategori status persediaan terhadap total data yang tersedia. Hasil perhitungan digunakan sebagai dasar visualisasi status ketersediaan stok pada dashboard.

Frekuensi Pembelian Bulanan

Tabel 1. Frekuensi pembelian bulanan

Month	Name	Purchase Frequency
1	April	114
2	May	110
3	June	114
4	July	136
5	August	135
6	September	102

Berdasarkan data frekuensi pembelian periode April–September 2025, jumlah transaksi pembelian mengalami fluktuasi dengan nilai tertinggi pada bulan Juli (136 transaksi) dan terendah pada bulan September (102 transaksi). Secara umum, pola pembelian menunjukkan kondisi yang relatif stabil selama periode pengamatan.

Analisis Prediksi Stok Akhir Dan Prediksi Kebutuhan

Tabel 2. Stok Barang 2025

Month	Name	Purchase Frequency
1	April	114
2	May	110
3	June	114
4	July	136
5	August	135
6	September	102

Berdasarkan data frekuensi pembelian periode April–September 2025, jumlah pembelian menunjukkan pola yang relatif stabil dengan kisaran 102–136 transaksi per bulan. Frekuensi pembelian tertinggi terjadi pada bulan Juli (136 transaksi) dan Agustus (135 transaksi), sedangkan yang terendah terjadi pada bulan September (102 transaksi). Pola ini menunjukkan adanya peningkatan kebutuhan stok pada pertengahan periode yang dapat dijadikan dasar dalam melakukan prediksi kebutuhan persediaan pada periode berikutnya.

Evaluasi Ketersediaan Stok Bulanan

Tabel 3. Selisih stok bulanan

Bulan	Pembelian	Pemakaian	Sisa_Stok
2025-04	6543	5234.4	1308.6
2025-05	7659	6127.2	1531.8
2025-06	7112	5689.6	1422.4
2025-07	8245	6596.0	1649.0
2025-08	17555	14044.0	3511.0
2025-09	7383	5906.4	1476.6

Berdasarkan data periode April–September 2025, jumlah pembelian dan pemakaian barang menunjukkan pola yang relatif seimbang dengan sisa stok yang tetap tersedia setiap bulan. Sisa stok tertinggi terjadi pada bulan Agustus sebesar 3.511 unit, seiring meningkatnya jumlah pembelian hingga 17.555 unit, sedangkan sisa stok terendah terjadi pada bulan April sebesar 1.308,6 unit.

Tabel 4. Perbandingan akurasi metode

Metode	MAE	MAPE (%)	RMSE
Moving Average (MA)	145,82	10,94	182,35
Exponential Smoothing (ES)	121,64	8,73	151,27
ARIMA (1,1,1)	98,71	7,25	124,46

Secara keseluruhan, kondisi persediaan masih berada pada tingkat yang aman karena tidak terjadi kekurangan stok selama periode pengamatan, sehingga dapat mendukung kelancaran operasional dan menjadi dasar dalam perencanaan kebutuhan stok pada periode berikutnya.



Gambar 1. Dashboard Data Historis Stok Barang

DISKUSI

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang lebih baik dibandingkan *Moving Average* dan *Exponential Smoothing*, yang ditunjukkan oleh nilai MAE, MAPE, dan RMSE paling rendah. Temuan ini mengindikasikan bahwa karakteristik data persediaan bahan kimia di PT XYZ memiliki pola deret waktu yang berfluktuasi sehingga memerlukan model yang mampu menangkap hubungan antarperiode. Berbeda dengan *Moving Average* yang hanya menghitung rata-rata data historis dan *Exponential Smoothing* yang memberikan bobot lebih besar pada data terbaru, ARIMA mampu memodelkan komponen autoregresif, diferensiasi (*differencing*), dan *moving average* secara simultan. Kemampuan tersebut memungkinkan ARIMA mengakomodasi pola tren maupun fluktuasi permintaan secara lebih baik sehingga menghasilkan kesalahan prediksi yang lebih rendah.

Temuan ini sejalan dengan penelitian Sasi dan Subramanian (2022) yang menunjukkan bahwa ARIMA memberikan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan *Double Exponential Smoothing* pada data penjualan yang memiliki pola tren. Hasil serupa juga dilaporkan oleh Fahmuddin et al. (2023), yang menemukan bahwa model ARIMA menghasilkan nilai MAPE dan RMSE lebih rendah dibandingkan *Single Exponential Smoothing* dalam peramalan nilai ekspor kakao Indonesia. Penelitian Bahuguna et al. (2023) juga menunjukkan bahwa ARIMA lebih mampu mengikuti dinamika perubahan data dibandingkan metode *Exponential Smoothing* ketika data memiliki fluktuasi yang tinggi. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperkuat bukti empiris bahwa ARIMA merupakan metode yang lebih sesuai untuk data persediaan yang bersifat dinamis dan tidak sepenuhnya stasioner.

Meskipun demikian, beberapa penelitian menunjukkan bahwa metode *Moving Average* maupun *Exponential Smoothing* tetap memiliki keunggulan pada data dengan pola yang relatif stabil dan tidak mengandung tren yang kuat. Funde dan Damani (2023) menjelaskan bahwa metode *Exponential Smoothing* lebih sederhana, mudah diimplementasikan, dan mampu menghasilkan prediksi yang baik pada data dengan variasi rendah. Demikian pula, Fahmi et al. (2023) menyatakan bahwa metode *Single Exponential Smoothing* masih layak digunakan apabila pola data relatif konstan dan perubahan permintaan tidak terlalu tajam. Perbedaan temuan tersebut menunjukkan bahwa tidak ada satu metode yang selalu unggul untuk seluruh kondisi data, sehingga pemilihan model peramalan harus mempertimbangkan karakteristik data historis yang dianalisis. Pada penelitian ini, pola permintaan bahan kimia laboratorium yang

cenderung berubah dari waktu ke waktu menyebabkan ARIMA mampu memberikan performa yang lebih baik dibandingkan dua metode lainnya.

Selain menghasilkan model peramalan yang lebih akurat, penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi hasil prediksi dengan perhitungan *Safety Stock* dan *Reorder Point* mampu meningkatkan efektivitas pengendalian persediaan. Nilai *Safety Stock* berfungsi sebagai cadangan untuk mengantisipasi ketidakpastian permintaan maupun keterlambatan pengadaan, sedangkan *Reorder Point* menjadi dasar penentuan waktu pemesanan kembali agar risiko *stockout* dapat diminimalkan. Visualisasi hasil analisis dalam bentuk *dashboard* semakin meningkatkan manfaat praktis penelitian karena memungkinkan manajemen memantau kondisi persediaan secara lebih cepat, membandingkan hasil peramalan, serta mengambil keputusan berdasarkan data yang objektif. Oleh karena itu, kontribusi penelitian ini tidak hanya terletak pada penentuan metode peramalan yang paling akurat, tetapi juga pada penerapan sistem pendukung keputusan yang mampu meningkatkan efisiensi pengelolaan persediaan bahan kimia di laboratorium PT XYZ.

KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ARIMA (1,1,1) merupakan model peramalan yang paling optimal untuk memprediksi kebutuhan persediaan berdasarkan data historis yang digunakan. Evaluasi menggunakan parameter MAE, MAPE, dan RMSE membuktikan bahwa model ini menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah dibandingkan metode pembandingan. Selain itu, analisis *Safety Stock* dan *Reorder Point* menunjukkan bahwa kondisi persediaan berada pada kategori aman sehingga kebutuhan stok pada periode berikutnya diperkirakan dapat terpenuhi secara memadai. Temuan ini mengindikasikan bahwa pendekatan peramalan berbasis ARIMA dapat digunakan sebagai alat pendukung pengendalian persediaan untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan stok dan mengurangi potensi gangguan operasional akibat ketidaksesuaian jumlah persediaan.

REKOMENDASI

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan sistem pengelolaan persediaan dengan mengintegrasikan teknologi *Application Programming Interface* (API) dan *Internet of Things* (IoT) guna mendukung proses pencatatan stok secara otomatis dan *real-time*. Selain itu, penerapan *barcode* atau *QR code* pada setiap barang dapat mempermudah proses identifikasi dan pemindaian sehingga data barang masuk maupun keluar dapat langsung tercatat dalam sistem tanpa input manual. Integrasi teknologi tersebut diharapkan mampu meningkatkan

akurasi data, mengurangi potensi *human error*, mempercepat proses pembaruan informasi persediaan, serta mendukung pengendalian stok dan biaya operasional perusahaan secara lebih efektif dan efisien.

REFERENSI

- Arnaiz, A. A. P. Cristal, L. S., Fernandez, A. O., Gubaton, M. R. F., Tanael, D. V., & Centeno. C. J. (2023). Optimizing inventory management and demand forecasting system using time series algorithm. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 20(3), 021–027. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2023.20.3.2456>
- Bahuguna, A., Uniyal, A., Sharma, N., & Semwal, J. (2023). Comparison of exponential smoothing and ARIMA time series models for forecasting COVID-19 cases: A secondary data analysis. *International Journal of Research in Medical Sciences*, 11(5), 1727–1734. <https://doi.org/10.18203/2320-6012.ijrms20231344>
- Fahmi, A., Maurensa, G., Hadi, H. P., Hindarto, A. N., Wibowo, S., & Sugiarto, E. (2023). Perbandingan metode peramalan ARIMA dan Single Exponential Smoothing pada kasus kejadian demam berdarah dengue di Kota Semarang. *JOINS (Journal of Information System)*, 8(2), 156–166.
- Fahmuddin S., M., Ruliana, & Mustika M., S. S. (2023). Perbandingan metode ARIMA dan Single Exponential Smoothing dalam peramalan nilai ekspor kakao Indonesia. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 5(3), 163–176. <https://doi.org/10.35580/variansiunm193>
- Funde, Y., & Damani, A. (2023). Comparison of ARIMA and Exponential Smoothing models in prediction of stock prices. *The Journal of Prediction Markets*, 17(1). <https://doi.org/10.5750/jpm.v17i1.2017>
- Maulana, A. N., Irawan, I. O., & Safitri, N. (2023). *Perancangan Sistem Informasi Ketersediaan StokBarang Pada Laboratorium Klinik Kimia Farma Jambi*. 7.
- Prayugo, N., & Faisal, I. (2026). Implementation Of The Arima Algorithm For Enhancing And Forecasting Company Revenue. *Jurnal Kecerdasan Buatan Dan Teknologi Informasi*, 5(1), 18–25. <https://doi.org/10.69916/jkbti.v5i1.392>
- Ramadhan, S. F., Hardiansyah, B., Iqbal, M., & Priambodo, B. (2021). *Perancangan Dan Implementasi Sistem Informasi Manajemen Persediaan Bahan Baku Laboratorium Uji (Studi Kasus: Pt Ecostar Laboratories)*. 5(2).
- Sasi, A., & Subramanian, T. (2022). Comparative analysis of ARIMA and Double Exponential Smoothing for forecasting rice sales in fair price shop. *Journal of Statistics and Management Systems*, 25(7), 1601–1619. <https://doi.org/10.1080/09720510.2022.2130572>
- Tadayonrad, Y., & Ndiaye, A. B. (2023). A new key performance indicator model for demand forecasting in inventory management considering supply chain reliability and seasonality. *Supply Chain Analytics*, 3, 100026. <https://doi.org/10.1016/j.sca.2023.100026>