

Evaluasi Kinerja Metode ARIMA pada Prediksi Kebutuhan Stok Barang Berdasarkan Tingkat Akurasi Peramalan

¹Shafira Putri Agustina, ²Daniel Swanjaya, ³Resty Wulanningrum

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *¹shafiraagustina38@gmail.com, ²daniel@unpkediri.ac.id, ³restyw@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Shafira Putri Agustina

Abstrak— Pengelolaan persediaan yang tidak optimal dapat menyebabkan terjadinya *overstock* maupun *stockout* yang berdampak pada efisiensi operasional usaha. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam memprediksi kebutuhan stok barang berdasarkan tingkat akurasi peramalan. Data yang digunakan berupa data historis persediaan Pancong Pocong Cabang Kediri yang terdiri dari 331 data harian selama periode Januari hingga November 2025. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pemodelan ARIMA, proses peramalan, dan evaluasi hasil menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA mampu memodelkan pola historis data persediaan dan menghasilkan nilai MAE sebesar 0,3827. Nilai tersebut menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah sehingga metode ARIMA dapat digunakan sebagai pendekatan peramalan kebutuhan stok barang. Penerapan metode ini diharapkan dapat membantu pengelolaan persediaan secara lebih efektif serta mendukung pengambilan keputusan untuk meminimalkan risiko *overstock* dan *stockout*.

Kata Kunci— ARIMA, *Mean Absolute Error*, Peramalan Stok, Persediaan Barang.

Abstract— Ineffective inventory management can lead to *overstock* and *stockout* conditions, which may reduce operational efficiency. This study aims to evaluate the performance of the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) method in predicting inventory requirements based on forecasting accuracy. The data used consisted of historical inventory records from Pancong Pocong Kediri Branch, comprising 331 daily observations collected from January to November 2025. The research stages included data collection, data preprocessing, ARIMA modeling, forecasting, and performance evaluation using *Mean Absolute Error* (MAE). The results indicate that the ARIMA model was able to capture historical inventory patterns and produced an MAE value of 0.3827. This result reflects a relatively low forecasting error, indicating that ARIMA is capable of providing reliable inventory predictions. Therefore, the method can be utilized as a decision-support tool for inventory planning and control. The implementation of ARIMA is expected to improve inventory management effectiveness and help reduce the risks of *overstock* and *stockout*.

Keywords— ARIMA, *Inventory Forecasting*, *Inventory Management*, *Mean Absolute Error*,

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi pada berbagai sektor, termasuk bisnis dan perdagangan. Pemanfaatan teknologi memungkinkan pengelolaan data dilakukan secara lebih efektif dan akurat dibandingkan metode manual [1]. Salah satu aspek yang

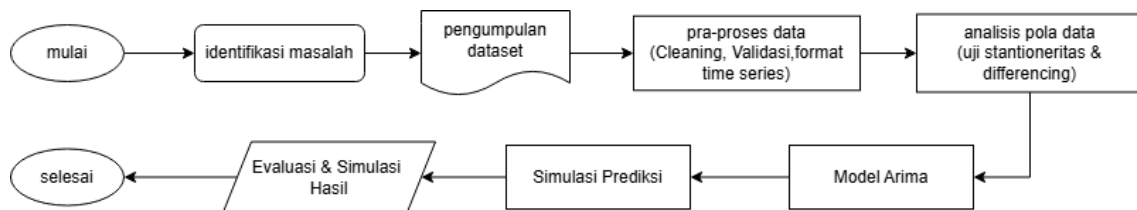
memerlukan pengelolaan yang baik adalah persediaan barang, karena ketersediaan stok yang optimal berperan penting dalam menjaga kelancaran operasional usaha. Pengelolaan persediaan yang kurang tepat dapat menyebabkan ketidaksesuaian antara jumlah stok dan kebutuhan aktual sehingga berpotensi menimbulkan kerugian bagi perusahaan.

Pada Pancong Pocong Cabang Kediri, pengelolaan persediaan masih dilakukan secara manual sehingga rentan terhadap kesalahan pencatatan dan keterlambatan pembaruan data. Kondisi tersebut dapat mengakibatkan terjadinya kelebihan stok (*overstock*) maupun kekurangan stok (*stockout*). *Overstock* menyebabkan meningkatnya biaya penyimpanan dan risiko kerusakan bahan baku, sedangkan *stockout* dapat menghambat proses produksi serta penjualan karena kebutuhan operasional tidak terpenuhi [2]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu membantu perencanaan stok secara lebih akurat dan berbasis data.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah peramalan (*forecasting*) berdasarkan data historis persediaan. Peramalan memungkinkan perusahaan memperkirakan kebutuhan stok pada periode mendatang sehingga keputusan pengadaan dapat dilakukan secara lebih terencana [3]. Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan salah satu metode deret waktu yang banyak digunakan karena mampu memodelkan pola data historis berdasarkan tren dan fluktuasi yang terjadi. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa metode ARIMA dapat menghasilkan prediksi yang baik dan membantu meningkatkan efektivitas pengelolaan persediaan [4].

Meskipun demikian, pemanfaatan metode peramalan pada usaha skala kecil dan menengah masih relatif terbatas sehingga perencanaan persediaan sering kali dilakukan berdasarkan perkiraan subjektif [5]. Kondisi tersebut menunjukkan pentingnya evaluasi terhadap kemampuan metode ARIMA dalam memprediksi kebutuhan stok barang. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja metode ARIMA berdasarkan tingkat akurasi peramalan kebutuhan stok barang, sehingga dapat diketahui efektivitas metode tersebut dalam mendukung pengelolaan persediaan dan meminimalkan risiko *overstock* maupun *stockout*.

II. METODE



Gambar 1. Alur Penelitian

Alur penelitian yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1, meliputi:

1. Identifikasi Masalah

Penelitian diawali dengan identifikasi permasalahan pada pengelolaan persediaan barang, terutama terkait belum tersedianya sistem prediksi kebutuhan stok yang akurat berdasarkan data historis.

2. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh secara langsung dari lapak Pancong Pocong berupa data historis persediaan barang. Data yang digunakan mencakup informasi jumlah stok masuk dan stok keluar

pada periode pengamatan tertentu yang disusun dalam bentuk deret waktu (*time series*). Selanjutnya, data tersebut diolah dan dianalisis untuk mengidentifikasi pola pergerakan persediaan dari waktu ke waktu serta digunakan sebagai dasar pembentukan model ARIMA dalam proses prediksi kebutuhan stok barang.

3. Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan kualitas data sebelum digunakan dalam pembentukan model ARIMA. Proses ini mencakup pemeriksaan kelengkapan data, identifikasi dan penanganan data yang tidak konsisten atau hilang, serta penyesuaian format data agar sesuai dengan kebutuhan analisis deret waktu (*time series*) [6]. Hasil dari tahap ini adalah dataset yang lebih terstruktur dan siap digunakan pada proses pemodelan serta peramalan.

4. Model ARIMA

Dalam analisis deret waktu, ARIMA merupakan salah satu metode peramalan yang populer karena dapat menghasilkan prediksi yang baik pada data yang menunjukkan pola tren dan belum memenuhi kondisi stasioner [7]. Secara umum, model ARIMA tersusun atas tiga parameter utama yang meliputi komponen *Autoregressive (AR)*, *Integrated (I)*, dan *Moving Average (MA)*.

$$\text{Autoregressive (AR)} = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} \quad (1)$$

$$\text{Integrated (I)} = Y_t' = Y_t - Y_{t-1} \quad (2)$$

$$\text{Moving Average (MA)} = \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (3)$$

Model ARIMA dinotasikan sebagai ARIMA (p, d, q) dengan:

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Keterangan:

p = Jumlah *lag autoregresif*

d = tingkat *differencing*

q = jumlah *lag moving average*

Pemilihan metode ARIMA didasarkan pada karakteristik data persediaan yang memiliki pola historis dan kecenderungan perubahan antarperiode, sehingga memungkinkan untuk dimodelkan secara statistik guna menghasilkan prediksi yang akurat.

5. Simulasi Prediksi

Model ARIMA yang telah diperoleh dari proses identifikasi dan estimasi parameter kemudian digunakan untuk melakukan peramalan kebutuhan stok barang pada periode mendatang [8]. Proses peramalan dilakukan berdasarkan pola historis yang terdapat pada data persediaan, sehingga model dapat menghasilkan estimasi jumlah stok yang dibutuhkan pada setiap periode berikutnya [9]. Hasil prediksi tersebut digunakan untuk menggambarkan kemampuan model dalam memproyeksikan kebutuhan persediaan serta menjadi dasar dalam evaluasi kinerja metode ARIMA.

6. Evaluasi Hasil

Tahap akhir penelitian dilakukan dengan mengevaluasi hasil peramalan yang dihasilkan oleh model ARIMA menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE). Pengukuran ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kesalahan prediksi serta menilai tingkat akurasi model dalam memperkirakan kebutuhan stok barang [10]. Nilai MAE yang diperoleh kemudian dianalisis untuk mengevaluasi kinerja metode ARIMA dalam memodelkan data persediaan. Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, dilakukan analisis terhadap kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang mendekati kondisi aktual, sehingga dapat ditarik kesimpulan mengenai efektivitas metode ARIMA sebagai pendekatan peramalan kebutuhan stok barang serta potensinya dalam mendukung pengelolaan persediaan guna meminimalkan risiko *overstock* dan *stockout*.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (5)$$

Dengan:

Y_i = nilai aktual

$\hat{Y}_i$ = nilai hasil prediksi

n = jumlah data pengamatan

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan terdiri dari 331 data harian yang dikumpulkan selama periode Januari hingga November 2025. Dataset memiliki dua atribut, yaitu tanggal pengamatan (TGL/BLN/THN) dan nilai aktual (NYATA). Data ini termasuk dalam kategori *time series* karena setiap observasi memiliki informasi waktu yang berurutan [11]. Variabel NYATA terdiri atas beberapa kategori nilai, yaitu 1, 2, 3, 4, dan LIBUR. Distribusi data didominasi oleh kategori 2 dan 3 dengan masing-masing sebanyak 149 dan 146 data, sedangkan kategori 1, 4, dan LIBUR memiliki jumlah yang lebih sedikit.

2. Pra-pemrosesan data

Proses ini mencakup pemeriksaan kelengkapan data, identifikasi dan penanganan data yang tidak konsisten atau hilang, serta penyesuaian format data agar sesuai dengan kebutuhan analisis deret waktu (*time series*) [12].

a. Penyesuaian Format Data

```
# Pastikan format tanggal benar
df["TGL/BLN/THN"] = pd.to_datetime(df["TGL/BLN/THN"], dayfirst=True, errors="coerce")

# Hapus baris tanggal rusak & sort
df = df.dropna(subset=["TGL/BLN/THN"])
df = df.sort_values("TGL/BLN/THN")
```

Gambar 2. Code untuk Penyesuaian Format

Pada gambar 3.1. code ini bertujuan untuk memastikan data tanggal valid, menghapus data yang bermasalah, dan mengurutkan data berdasarkan waktu, sehingga dataset siap digunakan untuk analisis dan pemodelan ARIMA. Jika ditulis pada artikel penelitian, Anda dapat menjelaskan bahwa tahap ini merupakan bagian dari pra-pemrosesan data (*data preprocessing*).

untuk menjamin kualitas data sebelum proses peramalan dilakukan subset=["TGL/BLN/THN"] menunjukkan bahwa pengecekan hanya dilakukan pada kolom tanggal.

sort_values() digunakan untuk mengurutkan data berdasarkan kolom TGL/BLN/THN dari tanggal paling lama ke paling baru (ascending secara default). Pengurutan ini sangat penting untuk analisis *time series* karena metode ARIMA memerlukan data yang tersusun secara kronologis.

Tabel 1. Hasil Penyesuaian

Sebelum		Sesudah	
TGL/BLN/THN	Stok	TGL/BLN/THN	Stok
05/01/2024	40	01/01/2024	50
01/01/2024	50	03/01/2024	45
03/01/2024	45	05/01/2024	40

b. Pemeriksaan Kelengkapan Data

```
missing_total = missing_counts.sum()
if missing_total > 0:
    print(f"⚠ Terdapat {missing_total} nilai yang hilang setelah pembersihan.")
else:
    print("✅ Data lengkap: tidak ada nilai hilang setelah pembersihan.")
```

Gambar 3. Code *Missing Value*

Pada gambar 3 Kode ini berfungsi untuk memvalidasi hasil proses data cleaning dengan memeriksa keberadaan missing values pada dataset. Hasil pemeriksaan digunakan untuk memastikan bahwa data yang akan dianalisis atau digunakan dalam pemodelan ARIMA telah lengkap dan tidak mengandung nilai yang hilang, sehingga dapat meningkatkan kualitas dan keandalan hasil peramalan.

Pemeriksaan kelengkapan data dilakukan dengan menghitung jumlah nilai yang hilang (missing values) pada setiap atribut dataset. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam pemodelan ARIMA tidak mengandung nilai kosong yang dapat memengaruhi hasil analisis. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa seluruh data telah lengkap dan siap digunakan pada tahap pemodelan.

```
=== PELAPORAN KELENGKAPAN DATA ===
TGL/BLN/THN    0
NYATA          0
dtype: int64
✅ Data lengkap: tidak ada nilai hilang setelah pembersihan.
```

Gambar 4. Hasil Kelengkapan Data

Pada gambar 4. Hasil pemeriksaan kelengkapan data menunjukkan bahwa seluruh atribut yang digunakan dalam penelitian tidak memiliki nilai yang hilang (missing value). Kolom tanggal (TGL/BLN/THN) dan data stok aktual (NYATA) masing-masing memiliki nilai missing sebesar 0. Dengan demikian, dataset dinyatakan lengkap dan dapat digunakan pada tahap pemodelan ARIMA tanpa memerlukan penanganan tambahan terhadap data yang hilang. Kondisi ini penting untuk menjaga kualitas data dan meningkatkan keandalan hasil peramalan yang dihasilkan oleh model.

c. Penanganan Data yang Tidak Konsisten

```
# Hilangkan karakter asing (misal koma/dot format lokal)
df["NYATA"] = df["NYATA"].str.replace(",", ".", regex=False)
df["NYATA"] = df["NYATA"].str.replace("[^0-9.]", "", regex=True)
```

Gambar 5. Code Penanganan Data

Pada gambar 5, kode tersebut digunakan untuk membersihkan data pada kolom NYATA dengan menghapus karakter yang tidak diperlukan agar data dapat dikonversi menjadi angka dan digunakan dalam analisis ARIMA.

Tabel 2. Hasil Penanganan Data

Sebelum	Sesudah
Rp 1.500	1.500
250 kg	250
100 pcs	100
@75.5	75.5

Pada tabel 3.2. Tahap ini merupakan bagian dari data cleaning yang bertujuan memastikan bahwa data pada atribut NYATA hanya berisi nilai numerik yang valid. Dengan menghapus karakter non-numerik dan menyesuaikan format desimal, data menjadi lebih konsisten serta siap digunakan dalam proses analisis deret waktu dan pemodelan ARIMA.

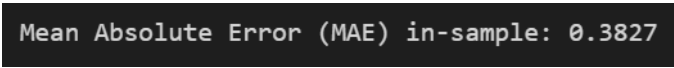
Pembersihan data dilakukan pada atribut nilai aktual (NYATA) dengan menyesuaikan format angka dan menghapus karakter non-numerik yang tidak diperlukan. Proses ini meliputi penggantian tanda koma menjadi titik sebagai penanda desimal serta penghapusan simbol, huruf, maupun karakter khusus lainnya. Tahap tersebut bertujuan menghasilkan data numerik yang konsisten dan siap digunakan dalam proses analisis serta pemodelan ARIMA.

3. Evaluasi Hasil

```
# HITUNG MAE IN-SAMPLE
fitted_values = model.predict_in_sample()
mae = mean_absolute_error(y, fitted_values)
print(f"Mean Absolute Error (MAE) in-sample: {mae:.4f}")
```

Gambar 6. Code MAE

Pada gambar 3, code untuk evaluasi hasil peramalan dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE). MAE digunakan untuk mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi yang dihasilkan oleh model ARIMA. Pemilihan MAE didasarkan pada kemampuannya dalam memberikan ukuran kesalahan prediksi yang mudah diinterpretasikan karena dinyatakan dalam satuan yang sama dengan data asli. Semakin kecil nilai MAE yang diperoleh, semakin tinggi tingkat akurasi model dalam melakukan peramalan. Oleh karena itu, metrik ini digunakan untuk menilai kinerja model ARIMA dalam memprediksi kebutuhan stok barang dan menentukan efektivitasnya dalam menghasilkan prediksi yang mendekati kondisi aktual.



Mean Absolute Error (MAE) in-sample: 0.3827

Gambar 7. Hasil MAE

Nilai MAE sebesar 0,3827 dapat diperoleh karena model ARIMA berhasil menangkap pola historis pada data persediaan, seperti tren dan fluktuasi yang terjadi dari waktu ke waktu. Selain itu, kualitas data yang telah melalui proses pembersihan dan tidak mengandung nilai hilang (missing value) turut mendukung kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang mendekati kondisi aktual. Pemilihan parameter ARIMA yang sesuai juga berperan penting dalam meminimalkan selisih antara hasil prediksi dan data sebenarnya.

Secara umum, nilai MAE sebesar 0,3827 dapat dikategorikan baik apabila dibandingkan dengan rentang nilai data yang diprediksi. Namun, interpretasi kualitas model tidak dapat dilakukan hanya berdasarkan nilai MAE semata, melainkan perlu mempertimbangkan skala data yang digunakan. Sebagai contoh, apabila nilai stok berada pada rentang puluhan hingga ratusan unit, maka kesalahan rata-rata sebesar 0,3827 unit tergolong sangat kecil dan menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi. Oleh karena itu, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa metode ARIMA memiliki kinerja yang baik dalam memprediksi kebutuhan stok barang pada data penelitian yang digunakan.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dapat digunakan untuk melakukan prediksi kebutuhan stok barang berdasarkan data historis persediaan pada Pancong Pocong Cabang Kediri. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), model menghasilkan nilai kesalahan sebesar 0,3827 yang menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan memiliki tingkat kesalahan yang relatif rendah terhadap data aktual. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa metode ARIMA mampu memodelkan pola historis data persediaan dengan baik dan memberikan tingkat akurasi peramalan yang memadai. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk mengevaluasi kinerja metode ARIMA dalam prediksi kebutuhan stok barang telah tercapai, serta menunjukkan bahwa metode ini berpotensi mendukung pengambilan keputusan dalam pengelolaan persediaan guna mengurangi risiko terjadinya *overstock* dan *stockout*. Kontribusi penelitian ini terhadap bidang teknik industri terletak pada penerapan pendekatan peramalan berbasis data sebagai pendukung perencanaan persediaan yang lebih terukur, sehingga dapat meningkatkan efektivitas pengendalian stok dan efisiensi operasional usaha.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Judijanto, Y. Anggoro, F. F. Farawowan, A. Suroso, and D. J. Prihadi, "Revolusi Digital dalam Manajemen Sumber Daya Manusia: Mengoptimalkan Teknologi untuk Pengembangan Karyawan dan Produktivitas Organisasi," *J. Ilm. Manajemen, Ekon. Akunt.*, vol. 9, no. 3, pp. 126–146, Sep. 2025, doi: 10.31955/mea.v9i3.6189.
- [2] F. Hamidy, "Optimalisasi Sistem Manajemen Persediaan untuk Pengendalian Stok yang Efisien Menggunakan Metode FIFO," *Chain J. Comput. Technol. Comput. Eng. Informatics*, vol. 2, no. 4, pp. 171–180, Oct. 2024, doi: 10.58602/chain.v2i4.150.
- [3] A. Asrul *et al.*, "Pemanfaatan Big Data Analytics dalam Proses Manajemen Teknologi untuk Prediksi Permintaan Pasar," *J. Minfo Polgan*, vol. 13, no. 2, pp. 2433–2438, 2025, doi: 10.33395/jmp.v13i2.14516.
- [4] Windi Nurlaela, Annisa Indah Pratiwi, and Hilda Tri Yulianti, "Analisis Metode Moving Average, Exponential Smoothing, dan Arima dalam Peramalan Permintaan untuk Pengendalian Stok Floor Rear," *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 4, no. 3, pp. 1066–1075, Sep. 2025, doi: 10.55826/jtmit.v4i3.1134.
- [5] Raisa Nuraffifa Sudardjat and Vina Sari Yosephine, "Sistem Manajemen Gudang untuk UMKM dan Pemanfaatan *Machine Learning* pada Penjualan Grosir Minuman," *INFOTECH J. Inform. Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 121–130, Jun. 2024, doi: 10.37373/infotech.v5i1.1186.
- [6] A. Rahman Cahyono, A. Iskandar, and A. Rifqi, "Analisis Data Inventaris pada PT. Global Samudera Kreasi Untuk Optimalisasi Pengelolaan dan Prediksi Kualitas Barang Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 3, pp. 3863–3871, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i3.13437.
- [7] R. L. Fatmawati and A. I. Sulistyawati, "Sistem Informasi Akuntansi Pengendalian Intern Terhadap Persediaan Bahan Baku (Studi Kasus pada PT. Geomed Indonesia)," *Solusi*, vol. 19, no. 3, pp. 358–371, Sep. 2021, doi: 10.26623/slsi.v19i3.4000.
- [8] Naufalut Tharif Qurniawan and Tedjo Sukmono, "Peramalan Permintaan dengan Menerapkan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) pada Industri Beton," *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 4, no. 3, pp. 1024–1032, Aug. 2025, doi: 10.55826/jtmit.v4i3.1117.
- [9] Y. Kurniawan Wahyudi, G. Kusnanto, and P. Noraisya Primandari, "Pengembangan Sistem Informasi Stok dan Prediksi Hasil Produksi dengan Metode Arima Di Kedai Ramuan Hati," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 5, pp. 8737–8743, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i5.15177.
- [10] Z. Aryanta, A. Fahrudi Setiawan, and J. Dedy Irawan, "Perancangan Sistem Peramalan Stok Barang berbasis Website Di Toko Surya Elektrik Menggunakan Metode Trend Moment," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 6, pp. 10827–10834, Dec. 2025, doi: 10.36040/jati.v9i6.15417.
- [11] Y. Nahuway, C. K. Ekowati, and A. Madu, "Analisis Data *Time Series* Menggunakan Metode ARIMA untuk Meramalkan Persentase Lulusan Tepat Waktu di FKIP UNDANA," *NOTASI J. Pendidik. Mat.*, vol. 3, no. 1, pp. 46–55, Jun. 2025, doi: 10.70115/notasi.v3i1.285.
- [12] A. Mustopa, J. D. Santoso, M. S. F. Nauvaldhi, and D. Wulandari, "Pemodelan Variabilitas Musiman dalam Curah Hujan : Pendekatan Deret Waktu," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 6, no. 2, pp. 148–155, Jan. 2025, doi: 10.24076/joism.2025v6i2.1936.