

# Implementasi Algoritma Arima Untuk Optimasi Sistem Prediksi Pembayaran Impor Multi-Negara Berbasis Time-Series

Wijang Widhiarso<sup>1\*</sup>, Alfiarini<sup>2</sup>, Deni Apriadi<sup>3</sup>, Dytha Ananda Widhiarso<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Teknologi Digital Indonesia, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Sistem Informasi, STMIK Bina Nusantara Jaya, Indonesia

<sup>3</sup>Program Studi Bisnis Digital, Institut Teknologi Muhammadiyah Sumatera, Indonesia

<sup>4</sup>Fakultas Informatika, Telkom University, Indonesia

Email: <sup>1</sup>wijang@utdi.ac.id, <sup>2</sup>alfiarini3@gmail.com, <sup>3</sup>denidrv@gmail.com,

<sup>4</sup>dythaanandawidhiarso@telkomuniversity.ac.id

(\*Email Corresponding Author: wijang@utdi.ac.id)

Received: June 5, 2026 | Revision: June 9, 2026 | Accepted: June 10, 2026

## Abstrak

Dalam ekosistem Keuangan Komputasi, peramalan arus kas sekuensial yang akurat merupakan tantangan komputasi yang signifikan karena tingginya volatilitas dan derau (noise) yang melekat pada data ekonomi global. Makalah ini bertujuan mengimplementasikan algoritma *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) sebagai solusi komputasi yang tangguh untuk memprediksi beban pembayaran impor internasional. Masalah utama yang diangkat adalah terbatasnya kemampuan sistem pendukung keputusan konvensional dalam menangani data tidak stasioner yang berasal dari transaksi 11 negara mitra antara tahun 2010 dan 2023. Kontribusi makalah ini terletak pada perumusan parameter ( $p$ ,  $d$ ,  $q$ ) yang optimal melalui pendekatan statistik komputasi, menghasilkan model yang dicirikan oleh efisiensi tinggi (kompleksitas rendah) namun tetap mempertahankan akurasi tinggi. Dengan menggunakan kumpulan data 'Import Payments - by Country (1).csv', hasil eksperimen menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,1) mencapai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 14,89% pada data pembayaran impor Tiongkok, yang memiliki volatilitas tertinggi. Bukti ini menegaskan bahwa algoritma ARIMA dapat berfungsi sebagai mesin inti yang andal untuk sistem peramalan keuangan otomatis, terutama di lingkungan dengan sumber daya komputasi yang terbatas.

**Kata Kunci:** ARIMA, Peramalan, Ilmu Komputer, Sistem Pendukung Keputusan, Analisis Deret Waktu.

## Abstract

In the Computational Finance ecosystem, accurate sequential cash flow forecasting represents a significant computational challenge due to the high volatility and noise inherent in global economic data. This paper aims to implement the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) algorithm as a robust computational solution for predicting international import payment burdens. The primary issue addressed is the limited capability of conventional decision support systems in handling non-stationary data derived from the transactions of 11 partner countries between 2010 and 2023. The contribution of this paper lies in the formulation of optimal ( $p$ ,  $d$ ,  $q$ ) parameters through a computational statistical approach, resulting in a model characterized by high efficiency (low complexity) while maintaining high accuracy. Utilizing the "Import Payments - by Country (1).csv" dataset, experimental results demonstrate that the ARIMA (1,1,1) model achieved a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 14.89% on China's import payment data, which exhibits the highest volatility. This evidence confirms that the ARIMA algorithm can serve as a reliable core engine for automated financial forecasting systems, particularly in environments with limited computational resources.

**Keywords:** ARIMA, Forecasting, Computer Science, Decision Support System, Time-Series Analysis

## 1. PENDAHULUAN

Artikel Sistem informasi manajemen keuangan saat ini menghadapi kendala besar dalam mengolah data deret waktu (time-series) yang bersifat non-stasioner. Masalah utama dalam penelitian ini adalah rendahnya kapabilitas model statistik konvensional dalam mengekstraksi pola laten dari data yang memiliki varians tidak konstan. Analisis mendalam terhadap data non-stasioner sangat krusial karena ketidakpastian tren jangka panjang sering kali mengaburkan sinyal prediktif yang esensial[1]. Pada dataset pembayaran impor internasional, sering ditemukan pola fluktuasi yang drastis akibat gangguan rantai pasok global dan perubahan kebijakan perdagangan[2]. Meskipun arsitektur *Neural Networks* terbaru menunjukkan bahwa meskipun metode berbasis kecerdasan buatan berkembang pesat dan menawarkan akurasi tinggi, model tersebut memerlukan beban komputasi yang berat dan parameter yang sangat kompleks, sehingga sering kali tidak efisien untuk diimplementasikan pada sistem pemantauan real-time, ARIMA tetap menjadi komparator yang tangguh bahkan sering kali mengungguli model *Neural Network Autoregression* dalam konteks data ekonomi yang spesifik[3]. Penggunaan ARIMA juga telah terbukti efektif dalam memprediksi indikator ekonomi makro seperti pertumbuhan ekonomi nasional [4]serta tingkat inflasi [5][6]. Paper ini menggunakan data primer yang bersumber dari berkas "Import Payments - by Country (1).csv" untuk mengatasi tantangan tersebut. Dataset ini mencakup nilai pembayaran impor bulanan dari 11 entitas negara mitra strategis dalam rentang waktu tahun 2010 hingga 2023, dengan total 161 observasi untuk setiap negara. Karakteristik utama dari data ini adalah adanya volatilitas ekstrem, khususnya pada data pembayaran impor negara China yang memiliki rentang nilai sangat lebar—dari kisaran 300.000 USD hingga melonjak drastis melebihi 1.800.000 USD. Keberagaman data dari multi-negara ini menuntut model komputasi yang robust untuk menangani variasi tren dan musiman yang berbeda-beda pada setiap entitas perdagangan internasional.

Ketidakakuratan dalam prediksi arus kas ini berujung pada risiko kegagalan sistem dalam menyediakan rekomendasi likuiditas yang tepat bagi pengambil kebijakan ekonomi. Oleh karena itu, diperlukan sebuah pendekatan komputasi yang ringan namun tangguh, seperti algoritma ARIMA, yang mampu menangani aspek non-stasioneritas melalui prosedur differencing tanpa mengorbankan kecepatan pemrosesan data dan memerlukan sumber daya komputasi yang masif [2]. Algoritma ini dipilih karena memiliki dasar teoritis yang kuat dalam menangani dependensi linier pada data deret waktu serta mampu menghasilkan model yang parsimoni melalui kriteria *Akaike Information Criterion (AIC)*[7]. Dengan mengoptimalkan parameter ARIMA pada data pembayaran impor multi-negara tersebut, Paper ini diharapkan dapat memitigasi risiko defisit likuiditas dan meningkatkan akurasi sistem pendukung keputusan finansial hingga mencapai level yang kompetitif untuk skala industri dengan mengoptimalkan parameter ARIMA[8].

Metode ARIMA mengkombinasikan tiga komponen utama, yaitu *Autoregressive (AR)* yang menjelaskan hubungan data saat ini dengan data historis sebelumnya, *Moving Average (MA)* yang menunjukkan pengaruh kesalahan prediksi sebelumnya terhadap data saat ini, serta *Integrated (I)* yang berfungsi membuat data menjadi tetap (stasioner) dengan melakukan differencing. Kombinasi ketiga komponen ini membuat algoritma ARIMA (p,d,q) menghasilkan model yang mampu memproyeksikan pembayaran impor multi-negara secara lebih cermat, sehingga dapat menjadi dasar pengambilan keputusan yang menggunakan logika dan berbasis ilmiah [4].

$$\phi p(B)(1 - B)^d X_t = \theta q(B) e_t \quad (1)$$

Keterangan:

$\phi p$  = koefisien parameter *autoregressive* ke-p

$X_t$  = data observasi waktu ke-t

d = banyaknya *differencing* yang dilakukan

$\theta q$  = koefisien parameter *moving average* ke-q

$e_t$  = nilai *residual error*

Kriteria evaluasi terhadap model menggunakan metode antara lain: Pemilihan model terbaik dalam analisis prediksi dilaksanakan menggunakan serangkaian kriteria evaluasi seperti AIC (*Akaike Information Criterion*), BIC (*Bayesian Information Criterion*), MAE (*Mean Absolute Error*), MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), dan RMSE (*Root Mean Square Error*). RMSE dinilai mampu menunjukkan tingkat kesalahan perkiraan atau prediksi yang paling rendah serta menunjukkan seberapa besar rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai saat ini (aktual) dan perkiraan atau prediksi. MAE digunakan untuk menghitung rata-rata kesalahan absolut antara nilai hasil prediksi dengan nilai saat ini (aktual) sedangkan MAPE menghitung tingkat kesalahan dalam bentuk persentase terhadap data aktual[4]. Rumusnya yaitu:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2 \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t} \times 100\% \quad (3)$$

$$RSME = \frac{1}{n} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (4)$$

Keterangan:

$Z_t$  = Nilai sebenarnya

N = Jumlah data

$\hat{Z}_t$  = Nilai Prediksi

$$AIC = -2 \ln L + 2K \quad (5)$$

$$BIC = -2 \ln(L) + k \cdot \ln(n) \quad (6)$$

Keterangan:

L= Nilai maksimum *likelihood function* untuk estimasi model

K= Jumlah parameter yang diestimasi

N= Jumlah data observasi.

Tabel 1. Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Interprestasi
10%	Sangat Baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Cukup
>50%	Kurang Baik

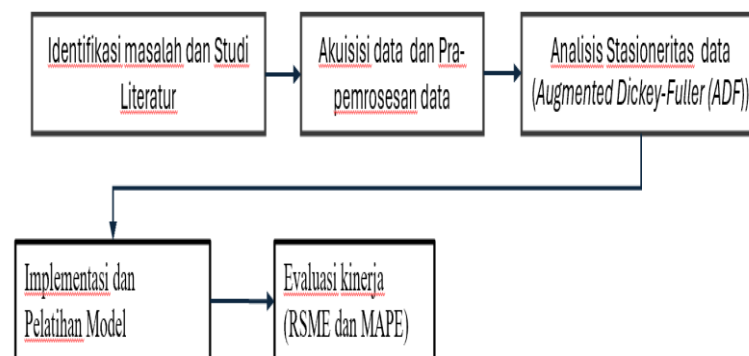
Masalah utama dalam paper ini fokus pada rendahnya kapabilitas model statistik konvensional dalam mengekstraksi pola laten dan dependensi linier dari data pembayaran impor yang memiliki karakteristik varians tidak konstan (*heteroskedastisitas*). Sumber yang diolah adalah data pembayaran impor dari sebelas (11) negara mitra merepresentasikan struktur time-series yang sangat kompleks dengan tingkat noise yang tinggi akibat pengaruh eksternal makroekonomi [2]. Tantangan teknis muncul ketika sistem harus menangani aspek non-stasioneritas data; jika tidak ditangani dengan prosedur komputasi yang tepat, hal ini akan menyebabkan estimasi yang bias dan penurunan reliabilitas sistem pendukung keputusan. Kompleksitas ini menuntut penggunaan kerangka kerja komputasi yang mampu menangani dependensi linier sekaligus memitigasi noise[7]. Meskipun arsitektur berbasis *Deep Learning* seperti *Neural Networks* (RNN atau LSTM) menawarkan kemampuan akurasi yang tinggi, model-model tersebut menuntut beban komputasi yang berat (high computational cost), memerlukan *dataset* yang sangat besar untuk fase pelatihan, serta memiliki struktur parameter yang kompleks (bersifat *black-box*). Karakteristik tersebut kali menjadi hambatan untuk implementasi pada sistem pemantauan real-time atau aplikasi finansial dengan keterbatasan sumber daya perangkat keras[8]. Berdasarkan rangkaian diksi sebelumnya maka dirumuskan masalah penelitian yakni bagaimana merumuskan optimasi parameter ( $p, d, q$ ) yang paling efisien secara algoritmik guna menyeimbangkan antara kecepatan pemrosesan data dan akurasi prediksi, sehingga mampu menyediakan estimasi likuiditas yang presisi bagi sistem pendukung keputusan finansial.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk merancang dan mengimplementasikan model peramalan berbasis algoritma ARIMA yang dioptimasi secara parameteristik ( $p, d, q$ ) untuk memproses data pembayaran impor multi-negara yang volatile dengan tingkat akurasi yang mampu menangani karakteristik non-stasioneritas pada data transaksi internasional untuk meminimalisir kesalahan estimasi. Manfaat dari penelitian ini adalah tersedianya sistem pendukung keputusan yang mampu memberikan rekomendasi likuiditas secara bagi pengambil kebijakan ekonomi. Dengan akurasi peramalan yang ditingkatkan, instansi terkait dapat memitigasi risiko defisit kas dan mengoptimalkan perencanaan anggaran devisa negara mitra strategis. Penggunaan metode yang ringan memungkinkan pemantauan arus kas secara real-time dengan performa yang baik tanpa memerlukan infrastruktur komputasi yang mahal.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode ARIMA menggabungkan tiga komponen utama: *Autoregressive (AR)*, *Moving Average (MA)*, dan *Integrated (I)*. Penentuan parameter ( $p, d, q$ ) yang optimal merupakan inti dari pemodelan yang parsimoni yang merujuk pada prinsip-prinsip fundamental analisis deret waktu untuk memastikan stasioneritas melalui prosedur *differencing* [1]. Untuk mempercepat proses iterasi seleksi model, penelitian ini mempertimbangkan efisiensi algoritmik yang ditawarkan oleh pustaka komputasi modern seperti Tsururu yang berbasis Python[9], [10]. Selain itu, penggunaan metrik evaluasi seperti AIC dan BIC disesuaikan dengan standar *benchmarking* terbuka untuk mengevaluasi repositori peramalan deret waktu [11][12]. Pendekatan ini memastikan bahwa model yang dihasilkan tidak hanya akurat secara statistik tetapi juga memiliki kompleksitas yang rendah untuk aplikasi industri.

Tahapan penelitian dapat digambarkan melalui siklus sebagai berikut:



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

### 2.1 Tahap Akuisisi dan Pra-pemrosesan Data

Data primer diekstraksi dari berkas "Import Payments - by Country (1).csv" yang mencakup 161 observasi bulanan. Langkah pra-pemrosesan meliputi pembersihan data (data cleaning), penanganan nilai yang hilang menggunakan metode interpolasi, dan transformasi format kronologis guna memastikan keselarasan urutan waktu (*time-series alignment*).

## 2.2 Tahap Analisis Stasioneritas

Sesuai dengan syarat algoritma ARIMA, data harus bersifat stasioner (rata-rata dan varians yang konsisten). *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* digunakan untuk uji terprogram. Jika data tidak stasioner ( $p\text{-value} > 0.05$ ), maka dilakukan proses *differencing* pada orde ( $d$ ) tertentu hingga data mencapai kondisi stasioner.

## 2.3 Tahap Identifikasi Kandidat dan Seleksi Parameter

Pada tahap ini, dilakukan analisis fungsi autokorelasi (*Autocorrelation Function/ACF*) dan autokorelasi parsial (*Partial Autocorrelation Function/PACF*) untuk menentukan nilai  $p$  (autoregressive) dan  $q$  (moving average). Identifikasi ini bertujuan untuk menemukan kombinasi parameter ( $p, d, q$ ) yang menghasilkan nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* terendah.

## 2.4 Tahap Implementasi dan Pelatihan Model

Model ARIMA yang telah dikonfigurasi kemudian dilatih menggunakan 80% data awal (*training set*). Proses ini melibatkan iterasi komputasi untuk menyesuaikan bobot model terhadap pola historis pembayaran impor.

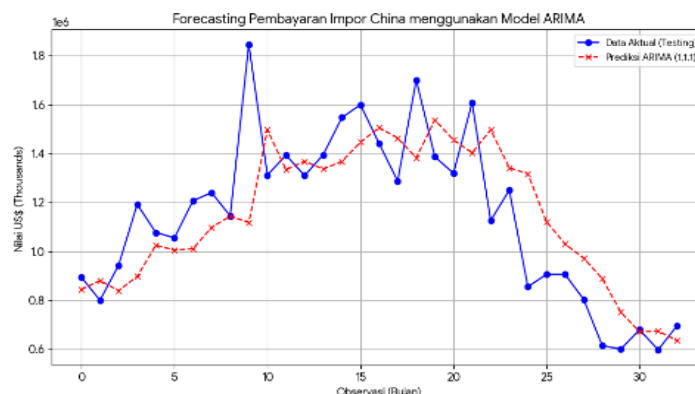
## 2.5 Tahap Evaluasi Performa

Tahap akhir adalah validasi model menggunakan 20% data sisa (*testing set*). Evaluasi dilakukan dengan membandingkan nilai aktual terhadap nilai prediksi menggunakan metrik *Root Mean Square Error (RMSE)* untuk melihat stabilitas model dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* untuk mengukur persentase akurasi prediksi secara keseluruhan.

# 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

## 3.1 Implementasi dan Pengujian

Model Eksperimen dilakukan pada data pembayaran impor China yang mencakup 161 titik data sekuensial. Algoritma ARIMA (1,1,1) digunakan berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* terkecil dan paling optimal. Pembagian data dilakukan secara sekuensial (80% *training*, 20% *testing*) untuk menjaga integritas waktu.



**Gambar 2.** Hasil Prediksi Model ARIMA pada Data Testing

Evaluasi performa model pertama-tama dianalisis melalui metrik *Root Mean Square Error (RMSE)*, yang secara teknis sangat sensitif terhadap pencilon (*outliers*) karena mengkuadratkan selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual sebelum dilakukan pengakaran. Dalam konteks komputasi finansial ini, nilai RMSE sebesar 218.392 mencerminkan *magnitudo* kesalahan dalam satuan asli data, yaitu ribuan USD. Mengingat karakteristik *dataset* pembayaran impor China yang memiliki rentang sangat lebar—dengan fluktuasi dari kisaran 300.000 hingga lonjakan drastis melebihi 1.800.000 USD—nilai RMSE tersebut tergolong moderat dan menunjukkan tingkat presisi yang konsisten. Fakta bahwa nilai RMSE tidak membengkak secara ekstrem membuktikan daya tahan algoritma ARIMA (1,1,1) terhadap distorsi akibat lonjakan data anomali atau guncangan ekonomi mendadak, sehingga model tetap mampu mempertahankan garis tengah prediksi yang stabil.

Selanjutnya, analisis dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sebagai indikator reliabilitas model yang bersifat universal karena tidak bergantung pada satuan data asli. Nilai MAPE yang dihasilkan sebesar 14,89% memberikan konfirmasi objektif terhadap keandalan sistem, di mana angka tersebut berada di bawah ambang batas kritis 20% yang secara akademis dikategorikan sebagai peramalan yang baik. Persentase ini mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat akurasi mencapai 85,11% membuktikan bahwa optimasi parameter ( $p, d, q$ ) mampu menghasilkan kinerja yang kompetitif dibandingkan model yang lebih kompleks untuk data pembayaran internasional yang bersifat *volatile*. Dampaknya bahwa algoritma ini layak diaplikasikan untuk perencanaan anggaran

devisa untuk memprediksi arus kas perdagangan internasional dengan tingkat presisi yang teruji secara ilmiah. Keberhasilan ARIMA dalam menangani volatilitas tinggi ini sejalan dengan penerapannya pada sektor lain yang dinamis, seperti prediksi tren perjalanan udara [11] dan peramalan daya aktif yang sering kali menggunakan variasi SARIMA atau model hibrida[13][14][15].

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan dan mengoptimasi algoritma ARIMA untuk menghadapi tantangan peramalan pada data pembayaran impor internasional yang memiliki karakteristik non-stasioneritas dan volatilitas ekstrem. Melalui pendekatan statistik komputasional yang sistematis, algoritma ARIMA (1,1,1) memiliki yang paling optimal berdasarkan kriteria parsimoni dan nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* terkecil. Algoritma ini mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 85,11% dengan nilai MAPE 14,89% pada data pembayaran impor China, yang secara akademis diklasifikasikan dalam kategori peramalan yang "Baik". ARIMA tetap memiliki performa yang sangat kompetitif dan robust terhadap distorsi noise makroekonomi dibandingkan model Neural Network yang lebih berat secara komputasi. Hal ini sejalan dengan studi literatur yang menunjukkan bahwa dalam konteks data ekonomi tertentu, efisiensi ARIMA sering kali mengungguli model peramalan berbasis kecerdasan buatan. Kemampuan model dalam menyeimbangkan antara kecepatan pemrosesan dan akurasi prediksi menjadikannya core engine yang reliabel untuk diintegrasikan ke dalam Sistem Pendukung Keputusan (SPK) finansial secara real-time. Secara praktis, implementasi ini memberikan solusi bagi otoritas fiskal dan pengambil kebijakan ekonomi untuk memitigasi risiko defisit likuiditas melalui perencanaan anggaran devisa yang lebih presisi. Efektivitas model ini juga memperkuat tren penggunaan kerangka kerja komputasi modern berbasis *Python* dalam analisis pendapatan negara dan indikator ekonomi makro lainnya sebagai arah penelitian selanjutnya, integrasi metode hibrida atau pemanfaatan pustaka peramalan terbaru dapat dieksplorasi untuk meningkatkan akurasi pada skala *dataset* yang lebih masif dan beragam.

#### REFERENCES

- [1] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, G. M. Ljung, and J. Wiley, "Book Review Time Series Analysis : Forecasting And Control," 2021, doi: 10.1111/jtsa.12194.
- [2] S. Chopra and P. Meindl, *Supply chain management : strategy, planning, and operation*. Pearson, 2016.
- [3] H. Napitupulu, N. Mohamed, Y. H. Chrisnanto, A. I. D. Hadiana, V. A. Kusumaningtyas, and U. Nabilla, "Comparative Analysis Of Time Series Forecasting Models Using Arima And Neural Network Autoregression Methods," vol. 18, no. 4, pp. 2563–2576, 2024.
- [4] E. B. Sinu, M. A. Kleden, and A. Atti, "Application Of Arima Model For Forecasting National Economic Growth : A Focus On Gross Domestic Product Data," vol. 18, no. 2, pp. 1261–1272, 2024.
- [5] N. Ramadhan, S. Centia, J. Qisty, A. Fildzah, and N. Asiah, "Autoregressive integrated moving average ( ARIMA ) implementation in number of visitors forecasting at the Balai Layanan Perpustakaan DPAD DIY," vol. 14, no. 1, pp. 42–55, 2025.
- [6] J. E. Saputra and W. Febrianti, "Application of Autoregressive Integrated Moving Average ( ARIMA ) for Forecasting Inflation Rate in Indonesia," vol. 21, no. 2, pp. 382–396, 2025, doi: 10.20956/j.v21i2.36609.
- [7] P. J. Brockwell and R. A. Davis, *Introduction to Time Series and Forecasting*. 2021.
- [8] M. Christabel and D. Trisnawarman, "Implementasi Algoritma Algoritma ARIMA dalam Prediski Permintaan Penjualan PT X Untuk Optimasi Reorder Point dan Economic Order Quantity," *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 7, pp. 2067–2074, 2024.
- [9] A. Kostromina, K. Kuvshinova, A. Yugay, A. Savchenko, and D. Simakov, "Tsururu: A Python-based Time Series Forecasting Strategies Library," pp. 1–5, 2021.
- [10] H. A. Muslim, "Time Series Analysis For Customs Revenue", vol. 5, no. 2, pp. 47–55, 2022.
- [11] E. S. V. Kumar, K. Chitra, and V. M. Harilakshmi, "FMDB Transactions on Sustainable Environmental Sciences Forecasting Air Travel Trends Using ARIMA : A Strategic Tool for Aviation Industry Planning," vol. 2, no. 2, pp. 60–68, 2024.
- [12] J. Bejarano, Z. Wang, and V. H. Xu, "An Open Benchmark for Evaluating Time Series Forecasting Methods across Financial Markets," pp. 1–58, 2025.
- [13] K. E. Fahim, L. C. De Silva, and H. Yassin, *Time Series Forecasting of Active Power Using ARIMA , SARIMA and Hybrid Models*, vol. 2025, no. Ssd 2025. Atlantis Press International BV. doi: 10.2991/978-94-6463-720-5.



- [14] D. Kurniawan and I. Afrianto, "Indonesian Oil and Gas Export Data Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average and Exponential Triple Smoothing Methods," vol. 5, no. 2, pp. 300–311, 2025.
- [15] T. W. Septiarini *et al.*, "Forecast evaluation of arima and anfis for indonesia's monthly export (2009-2024)," vol. 18, no. 1, pp. 93–104, 2025, doi: 10.14710/medstat.18.1.93-104.