

## Peramalan Profitabilitas UMKM Jasa dengan Model ARIMA di Kecamatan Waru, Pamekasan

Fathorrozi Ariyanto<sup>1</sup>, Moh. Nofalul Umam<sup>2</sup>, Masdukil Makruf<sup>3</sup>  
<sup>1,2,3</sup> Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Islam Madura  
<sup>1</sup>[fathorroziariyanto7@gmail.com](mailto:fathorroziariyanto7@gmail.com)  
<sup>2</sup>[mohnofalul@gmail.com](mailto:mohnofalul@gmail.com)  
<sup>3</sup>[dukil.lecture@gmail.com](mailto:dukil.lecture@gmail.com)

### ABSTRAK

Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) jasa di Kecamatan Waru kerap mengalami ketidakstabilan pendapatan yang mengganggu sustainability bisnis. Penelitian ini mengusulkan solusi berupa penerapan model peramalan deret waktu ARIMA dan SARIMA untuk memprediksi fluktuasi keuangan tersebut. Berdasarkan data bulanan lima tahun terakhir, studi kuantitatif ini mengaplikasikan teknik time series analysis dengan bantuan Python. Prosedur standar pemodelan ARIMA, termasuk pengujian stasioner, identifikasi order, estimasi parameter, dan pemeriksaan diagnostik, diterapkan secara ketat. Temuan kunci penelitian ini adalah bahwa pemilihan model prediktif yang optimal bersifat spesifik pada pola data masing-masing usaha, di mana faktor tren dan musiman memegang peran kritis. Hasil validasi model menunjukkan akurasi yang tinggi, dengan rata-rata kesalahan absolut (MAPE) berkisar dari 9.21% (sangat akurat) hingga 25.54% (akurat). Dengan demikian, penelitian ini menyimpulkan bahwa integrasi metode peramalan berbasis data seperti ARIMA dapat menjadi alat yang efektif bagi UMKM jasa dalam mengelola ketidakpastian ekonomi dan menyusun strategi bisnis yang lebih data-driven.

**Kata Kunci:** Peramalan, ARIMA, SARIMA, Usaha Mikro, Deret Waktu, MAPE.

### ABSTRACT

*Micro, Small, and Medium Enterprises (MSMEs) in the service sector in Waru District frequently experience revenue instability, which disrupts business sustainability. This study proposes a solution in the form of implementing ARIMA and SARIMA time series forecasting models to predict these financial fluctuations. Based on monthly data from the last five years, this quantitative study applies time series analysis techniques with the help of Python. Standard ARIMA modeling procedures, including stationary testing, order identification, parameter estimation, and diagnostic checks, are rigorously applied. A key finding of this study is that the selection of the optimal predictive model is specific to each business's data pattern, where trend and seasonal factors play a critical role. Model validation results show high accuracy, with the mean absolute error (MAPE) ranging from 9.21% (very accurate) to 25.54% (accurate). Thus, this study concludes that the integration of data-driven forecasting methods such as ARIMA can be an effective tool for MSMEs in the service sector in managing economic uncertainty and developing more data-driven business strategies.*

**Keywords:** Forecasting, ARIMA, SARIMA,

*Micro Enterprises, Time Series, MAPE.* transformasi logaritmik diterapkan untuk meningkatkan akurasi model.

## 1. PENDAHULUAN

Kecamatan Waru merupakan pusat pertumbuhan ekonomi sekunder di Kabupaten Pamekasan dengan kontribusi signifikan dari sektor usaha mikro jasa. Meskipun menyumbang lebih dari 60% terhadap PDB nasional (Kemenkop UKM, 2023), pelaku usaha di wilayah ini menghadapi tantangan fluktuasi pendapatan yang mengganggu stabilitas operasional dan perencanaan bisnis.

Penelitian ini mengembangkan model peramalan menggunakan pendekatan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) untuk memprediksi fluktuasi pendapatan usaha mikro jasa di Kecamatan Waru. Model ini diharapkan dapat menjadi alat bantu dalam perencanaan keuangan dan pengambilan keputusan bisnis.

Efektivitas ARIMA untuk peramalan deret waktu telah didukung berbagai studi, termasuk penelitian Sutrisno (2021) yang mencapai akurasi 85% pada usaha kecil di Yogyakarta, serta Rahmawati et al. (2022) yang membuktikan kehandalan model ini untuk sektor jasa di Jawa Timur.

Penelitian menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan Box-Jenkins. Analisis dilakukan menggunakan Python dengan library Statsmodels, meliputi uji stasioneritas ADF, identifikasi model melalui ACF/PACF, estimasi parameter, dan evaluasi menggunakan MAPE. Teknik

Penelitian ini memberikan solusi praktis berbasis data untuk mengatasi ketidakpastian pendapatan pada UMKM jasa, sehingga dapat meningkatkan ketahanan usaha dan mendukung perencanaan bisnis yang lebih berkelanjutan di Kecamatan Waru.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini didesain sebagai studi kuantitatif dengan pendekatan analisis deret waktu (time series analysis).

Penelitian ini didesain sebagai studi kuantitatif dengan pendekatan analisis deret waktu (time series analysis). Pendekatan ini dipilih karena tujuan utama penelitian adalah untuk menganalisis pola data historis dan menggunakannya untuk membuat peramalan (forecasting) di masa depan. Kerangka kerja metodologis yang menjadi acuan utama adalah Metodologi Box-Jenkins, yang merupakan pedoman standar dalam pemodelan ARIMA dan mencakup siklus berulang-ulang untuk identifikasi, estimasi, dan validasi model secara sistematis.

### A. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dirancang dengan alur kerja yang sistematis dan terstruktur, yang mencakup beberapa tahapan utama.

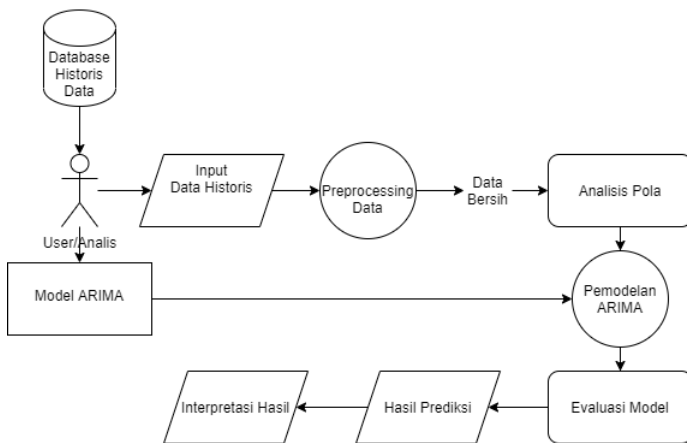


**Gambar 1.** Diagram Alir Metodologi Penelitian

- 1) *Tahap Identifikasi Model:* Tahap ini menganalisis karakteristik data melalui visualisasi tren dan musiman, uji stasioneritas (ADF Test) untuk menentukan nilai  $d$ , serta analisis ACF dan PACF untuk mengidentifikasi parameter  $p$  dan  $q$ . Pola musiman juga diperiksa untuk menentukan kebutuhan model SARIMA.
- 2) *Tahap Estimasi dan Peningkatan Model:* Model ARIMA/SARIMA diestimasi menggunakan Maximum Likelihood Estimation. Transformasi logaritma diterapkan jika varians data tidak stabil guna meningkatkan kualitas model.
- 3) *Tahap Validasi Model:* Data dibagi menjadi subset latih (80%) dan uji (20%). Kinerja model dievaluasi pada data uji menggunakan metrik MAPE, dimana model dengan nilai MAPE terendah dipilih sebagai model final.
- 4) *Tahap Peramalan:* Model terbaik dilatih ulang menggunakan seluruh dataset untuk menghasilkan proyeksi 9 bulan ke depan.

**B. Prosedur Analisis Data**

Dalam penelitian ini disusun dengan prosedur analisis data seperti ditunjukkan pada Gambar 2.



**Gambar 2.** DFD Analisis Data

- 1) *Pengumpulan Data Historis Pendapatan:* Data pendapatan bulanan dikumpulkan dari sejumlah usaha mikro jasa di Kecamatan Waru, Pamekasan, periode Januari 2020 - Maret 2025, melalui arsip internal usaha.
- 2) *Preprocessing Data:* Data diproses menggunakan library Pandas dengan memastikan integritas dataset. Transformasi logaritma diterapkan pada kasus dengan heteroskedastisitas untuk menstabilkan varians dan linearisasi pola data.
- 3) *Analisis Pola Data:* Karakteristik data dianalisis melalui Uji stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test, Differencing untuk mencapai stasioneritas (menentukan orde  $d$ ), Analisis plot ACF dan PACF untuk

identifikasi parameter AR ( $p$ ) dan MA ( $q$ ), Deteksi pola musiman untuk pertimbangan model SARIMA.

- 4) *Pemodelan ARIMA:* Diterapkan metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) untuk menganalisis data deret waktu pendapatan bulanan. Model ini dipilih karena kemampuan menangani pola non-stasioner dalam data berkala.

$$(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i) (1 - L)^d y_t = c + (1 + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j) \varepsilon_t$$

(1)

- $L$ : Operator Lag atau Backshift, di mana  $= y_t - 1$ .
- $(1 - L)^d$ : Operator differencing sebanyak  $d$  kali.
- $(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i)$ : Bagian polinomial Autoregressive (AR) orde  $p$ .
- $(1 + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j)$ : Bagian polinomial Moving Average (MA) orde  $q$ .

Model ini dipilih karena fleksibilitas dan kemampuannya yang telah terbukti dalam menangkap berbagai struktur hubungan antar waktu yang kompleks dalam data deret waktu. Model ARIMA secara esensial merupakan gabungan dari tiga komponen statistik, yang masing-masing memiliki peran spesifik.

**Komponen Autoregressive (AR - p)**

Bagian ini mengasumsikan bahwa nilai observasi pada waktu saat ini ( $y_t$ ) memiliki hubungan linear dengan nilai-nilai observasi sebelumnya. Dengan kata lain, nilai hari ini dipengaruhi oleh nilai kemarin, dua hari yang lalu, dan seterusnya. Parameter ( $p$ ) menentukan berapa banyak periode waktu (lag) sebelumnya yang secara signifikan mempengaruhi nilai saat ini. Secara matematis, model AR( $p$ ) murni dapat diekspresikan sebagai:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

(2)

- $y_t$ : Nilai observasi pada waktu saat ini (misalnya, pendapatan bulan ini). Ini adalah nilai yang ingin kita prediksi.
- $c$ : Sebuah konstanta atau intercept.
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ : Koefisien atau bobot yang menunjukkan seberapa besar pengaruh dari nilai-nilai masa lalu. Nilai ini diestimasi oleh model.
- $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$ : Nilai-nilai observasi pada periode waktu sebelumnya (misalnya, pendapatan 1 bulan lalu, 2 bulan lalu, hingga  $p$  bulan lalu).
- $\varepsilon_t$ : Error atau residual pada waktu saat ini, yaitu bagian dari  $y_t$  yang tidak dapat dijelaskan oleh model.

**Komponen Integrated (I - d)**

Bagian ini merepresentasikan proses differencing yang diterapkan untuk membuat data menjadi stasioner. Parameter (d) menunjukkan berapa kali proses differencing dilakukan. Jika  $d=0$ , berarti data sudah stasioner dari awal. Jika  $d=1$ , berarti data baru menjadi stasioner setelah satu kali differencing

$$(y_t' = y_t - y_{t-1})$$

$$(3)$$

Komponen 'Integrated' ini adalah jembatan yang memungkinkan model ARIMA diterapkan pada data non-stasioner, yang merupakan kondisi umum pada data ekonomi dan bisnis.

- $y_t'$ : Nilai baru setelah proses differencing pada waktu t.
- $y_t$ : Nilai asli pada waktu saat ini.
- $y_{t-1}$ : Nilai asli pada satu periode sebelumnya.

Komponen Moving Average (MA - q)

Berbeda dengan komponen AR, bagian MA mengasumsikan bahwa nilai observasi saat ini dipengaruhi oleh error (kesalahan) peramalan dari periode-periode sebelumnya. Ini berguna untuk memodelkan fluktuasi acak yang tidak dapat dijelaskan oleh komponen AR. Parameter (q) menentukan berapa banyak error masa lalu yang dimasukkan ke dalam model. Model MA(q) murni dapat diekspresikan sebagai:

$$y_t = c + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q}$$

$$(4)$$

- $y_t$ : Nilai observasi pada waktu saat ini.
- $c$ : Sebuah konstanta.
- $\epsilon_t$ : Error pada waktu saat ini.
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ : Koefisien yang menunjukkan seberapa besar pengaruh dari error-error prediksi di masa lalu.
- $\epsilon_{t-1}, \epsilon_{t-2}, \dots, \epsilon_{t-q}$ : Error prediksi dari periode-periode waktu sebelumnya.

Ekstensi Model

SARIMA untuk Pola Musiman Untuk beberapa studi kasus dalam penelitian ini, analisis pola menunjukkan adanya siklus musiman yang signifikan (misalnya, pola pendapatan yang berulang setiap 12 bulan). Dalam kasus seperti ini, model ARIMA standar tidak cukup. Oleh karena itu, digunakan ekstensi model yaitu Seasonal ARIMA (SARIMA). Model SARIMA menambahkan satu set komponen musiman (P,D,Q)<sub>m</sub> ke model ARIMA standar:

SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)<sub>m</sub>

- (P,D,Q): Ini adalah orde AR, differencing, dan MA untuk bagian musiman dari data.
- m: Ini adalah periode atau panjang satu siklus musim (misalnya, m=12 untuk data bulanan dengan siklus tahunan).

Penggunaan SARIMA menjadi alasan metodologi yang kuat ketika data secara visual dan statistik menunjukkan adanya pola musiman yang tidak bisa diabaikan.

Proses Estimasi

Setelah struktur model (p,d,q) dan (P,D,Q)<sub>m</sub> ditentukan, nilai koefisien-koefisiennya ( $\phi, \theta, \Phi, \Theta$ ) diestimasi dari data latih menggunakan metode statistik Maximum Likelihood Estimation (MLE). Tujuan MLE adalah menemukan nilai parameter yang paling mungkin (memaksimalkan likelihood) menghasilkan data observasi yang kita miliki.

Berdasarkan parameter (p,d,q) yang telah diidentifikasi, model ARIMA atau SARIMA dibangun menggunakan library Statsmodels. Parameter-parameter model diestimasi dari data latih menggunakan metode statistik Maximum Likelihood Estimation (MLE), yang dipilih karena kemampuannya menghasilkan estimasi yang efisien dan konsisten. Model SARIMA, yang merupakan ekstensi dari ARIMA dengan komponen musiman (P,D,Q)<sub>m</sub>, diterapkan pada kasus-kasus di mana analisis pola menunjukkan adanya siklus musiman yang signifikan.

5) *Evaluasi Model*: Untuk memvalidasi kinerja dan akurasi model, data dibagi menjadi 80% Data Latih dan 20% Data Uji. Model yang telah dibangun dilatih pada data latih, dan kemudian kemampuannya untuk melakukan prediksi diuji pada data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Kinerja model dievaluasi secara kuantitatif menggunakan tiga metrik utama:

Mengukur akar dari rata-rata kuadrat kesalahan, memberikan bobot lebih pada kesalahan besar.

MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} \right) \times 100\%$$

$$(5)$$

Mengukur rata-rata persentase kesalahan, sangat berguna untuk membandingkan akurasi antar dataset.

Keterangan:

- $y_i$ : Nilai data aktual pada observasi ke-i.
- $\hat{y}_i$ : Nilai data prediksi dari model untuk observasi ke-i.
- n: Jumlah total data yang dievaluasi (jumlah data uji).
- $\sum$ : Simbol sigma yang berarti "jumlahkan semua".
- $|\dots|$ : Tanda nilai absolut (semua hasilnya dijadikan positif).

Model yang secara konsisten menghasilkan nilai MAPE terkecil dianggap sebagai model yang paling akurat dan andal.

6) *Prediksi Pendapatan*: Model terbaik yang dipilih dan tervalidasi digunakan untuk membuat prediksi periode masa depan.

7) *Interpretasi dan Rekomendasi*: Tahap terakhir adalah interpretasi hasil evaluasi secara komprehensif. Model dengan metrik error terendah dipilih sebagai model final untuk studi kasus tersebut. Pembahasan dilakukan untuk menganalisis mengapa model tertentu (misalnya ARIMA vs. SARIMA, atau dengan vs. tanpa Log Transform) berkinerja lebih baik, dengan menghubungkan kembali ke karakteristik data yang ditemukan pada tahap analisis pola. Akhirnya, model terbaik yang telah tervalidasi digunakan untuk membuat peramalan (forecasting) periode masa depan.

**C. Perangkat Lunak dan Pengolahan Data**

Seluruh tahapan analisis data, mulai dari pemrosesan awal, pembangunan model, hingga visualisasi hasil, dilakukan dalam lingkungan pemrograman Python 3. Proses komputasi dijalankan menggunakan platform Google Colaboratory. Beberapa library (pustaka) utama yang menjadi tulang punggung dalam penelitian ini adalah:

- 1) *Pandas*: Digunakan untuk memuat, mengelola, dan memanipulasi data deret waktu dalam format tabel (DataFrame).
- 2) *Statsmodels*: Pustaka statistik utama yang menyediakan fungsi untuk uji stasioneritas (ADF Test), analisis ACF/PACF, serta pembangunan model ARIMA dan SARIMA.
- 3) *Matplotlib dan Plotly Express*: Digunakan untuk membuat semua visualisasi data, termasuk plot deret waktu, grafik ACF/PACF, dan perbandingan hasil peramalan.
- 4) *Scikit-learn dan Numpy*: Digunakan untuk perhitungan metrik evaluasi model MAPE.

**Table 1** Perangkat Lunak dan Pengolahan Data

LANGKAH	ALAT/LIBRARY	TUJUAN
Visualisasi Data Awal	Matplotlib/Plotly	Mengidentifikasi pola awal, tren, dan musiman.
Uji Stasioneritas	Statsmodels	Memastikan data stasioner menggunakan ADF test
Identifikasi Orde Model	Statsmodels & Matplotlib	Menentukan orde p & q melalui plot ACF & PACF
Pembangunan Model	Statsmodels	Membangun dan melatih model ARIMA / SARIMA
Evaluasi	Scikit-learn &	Menghitung error prediksi MAPE

**Table 2** Data Pemasukan Perbulan 2020-2025

BULAN	PEMASUKAN (Rp)	BULAN	PEMASUKAN (Rp)	BULAN	PEMASUKAN (Rp)	BULAN	PEMASUKAN (Rp)	BULAN	PEMASUKAN (Rp)	BULAN	PEMASUKAN (Rp)
2020-01	7100000	2021-01	6200000	2022-01	6300000	2023-01	8600000	2024-01	6100000	2025-01	7100000
2020-02	8200000	2021-02	6000000	2022-02	5500000	2023-02	8200000	2024-02	5900000	2025-02	6000000
2020-03	6800000	2021-03	7100000	2022-03	6400000	2023-03	7800000	2024-03	5000000	2025-03	6400000
2020-04	7200000	2021-04	5700000	2022-04	6000000	2023-04	8000000	2024-04	6000000		
2020-05	7600000	2021-05	7100000	2022-05	6300000	2023-05	7900000	2024-05	6500000		
2020-06	7900000	2021-06	6000000	2022-06	6900000	2023-06	7400000	2024-06	4400000		
2020-07	7700000	2021-07	5200000	2022-07	7700000	2023-07	8500000	2024-07	5500000		
2020-08	8300000	2021-08	6100000	2022-08	7700000	2023-08	7600000	2024-08	5600000		
2020-09	7300000	2021-09	4600000	2022-09	6500000	2023-09	5900000	2024-09	5500000		
2020-10	8100000	2021-10	4100000	2022-10	7000000	2023-10	8300000	2024-10	6700000		
2020-11	8200000	2021-11	4500000	2022-11	6800000	2023-11	6900000	2024-11	5400000		
2020-12	7200000	2021-12	5200000	2022-12	6900000	2023-12	6100000	2024-12	6100000		

Table di atas menunjukkan salah satu data yang di kumpulkan dari historis internal usaha. Data ini mencakup 63 observasi bulanan untuk setiap usaha, terhitung dari Januari 2020 hingga Maret 2025.

Setiap dataset dari beberapa studi kasus usaha mikro menunjukkan karakteristik yang unik, sehingga memerlukan

Model Forecast	Numpy Statsmodels	Membuat prediksi untuk periode masa depan
----------------	-------------------	---

Tabel di atas membahas beberapa software, library, dan tujuan dari beberapa library yang di gunakan dalam penelitian ini.

**3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa catatan historis pendapatan bulanan dari beberapa usaha mikro jasa di Kecamatan Waru, Pamekasan. Data ini mencakup 63 observasi bulanan untuk setiap usaha, terhitung dari Januari 2020 hingga Maret 2025. Tujuan dari analisis ini adalah untuk membangun dan memvalidasi model peramalan yang akurat untuk setiap dataset, mengingat setiap usaha memiliki karakteristik data yang unik.

pendekatan pemodelan yang spesifik untuk mencapai akurasi optimal. Setelah melalui tahapan metodologi yang sistematis—meliputi uji stasioneritas, identifikasi orde, pembangunan model, validasi, dan penerapan teknik peningkatan—berhasil diidentifikasi model peramalan terbaik untuk setiap kasus.

Ringkasan komparatif dari model final yang terpilih beserta alasan dan hasil evaluasi kinerjanya disajikan pada Tabel 3.

STUDI KASUS	MODEL TERBAIK	KARAKTERISTIK DATA & ALASAN MODEL	MAPE (%)
Tailor Suti	ARIMA(3,0,3)+ Log Transform	Data stasioner ( $d=0$ ), namun Log Transform meningkatkan akurasi.	9.21%
Tambal Ban Lumayan Jaya Anan	SARIMA(0,1,2)(1,1,1) <sub>12</sub>	Tren ( $d=1$ ) & pola musiman kuat.	10.53%
Anan Advertising	ARIMA(1,2,1)+ Log Transform	Tren kuat ( $d=2$ ) & varians tidak stabil.	10.77%
Eloksetia Wedding	ARIMA(2,0,4)+ Log Transform	Data stasioner ( $d=0$ ) & varians tidak stabil.	20.37%
Pangkas Rambut Nadif	SARIMA(3,0,4)(1,1,1) <sub>12</sub> + Log Transform	Pola musiman kuat & varians tidak stabil.	25.54%

**Table 3** Ringkasan Hasil Evaluasi Model Peramalan Terbaik

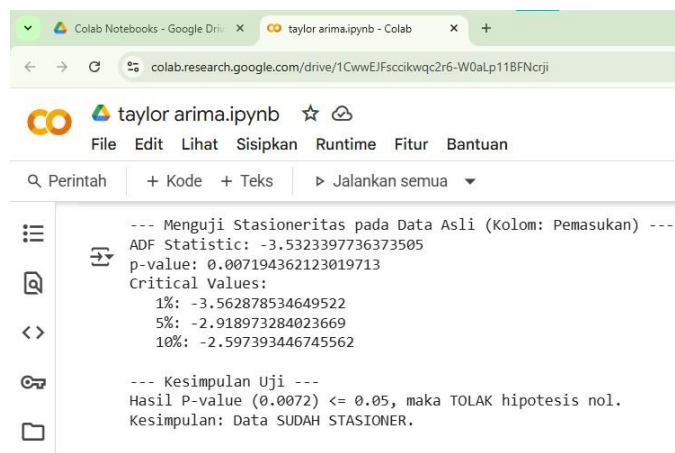
Tabel di atas menunjukkan keberhasilan penelitian dalam membangun model dengan tingkat akurasi yang baik hingga sangat baik (MAPE berkisar antara 9.21% hingga 25.54%). Temuan ini menggarisbawahi bahwa tidak ada satu model "terbaik" yang bersifat universal. sebaliknya, pendekatan yang disesuaikan dengan karakteristik data adalah kunci keberhasilan.

### B. Pembahasan

Temuan kunci dari penelitian ini adalah bahwa efektivitas model peramalan sangat bergantung pada struktur dan karakteristik dari data deret waktu itu sendiri. Pembahasan berikut mengurai faktor-faktor utama yang membedakan hasil pemodelan pada beberapa studi kasus tersebut.

### C. Pemeriksaan Karakteristik dan Stasioneritas Data

Langkah awal untuk setiap dataset adalah pemeriksaan karakteristik data melalui visualisasi plot deret waktu dan uji stasioneritas formal menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test. Hasil dari uji ini sangat krusial karena secara langsung menentukan kebutuhan differencing (orde  $d$ ) untuk mencapai stasioneritas, yang merupakan prasyarat untuk pemodelan ARIMA. Hasil uji stasioneritas untuk kelima studi kasus menunjukkan adanya keragaman yang signifikan:

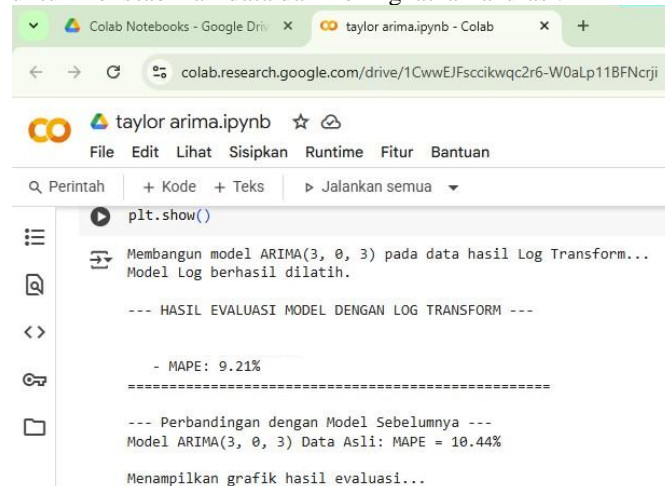


**Gambar 3** Contoh Hasil Uji ADF

1) *Data Stasioner ( $d=0$ ):* Kasus Tailor Suti, Eloksetia Wedding, dan Pangkas Rambut Nadif menunjukkan nilai  $p$ -value  $< 0.05$  pada uji ADF awal. Hal ini mengindikasikan bahwa data pendapatan mereka tidak memiliki tren naik atau turun yang dominan dan konsisten, sehingga tidak memerlukan proses differencing ( $d=0$ ).

2) *Data Tidak Stasioner ( $d>0$ ):* Sebaliknya, kasus Tambal Ban Lumayan memerlukan satu kali differencing ( $d=1$ ) untuk mencapai stasioneritas, menandakan adanya tren linear. Kasus Anan Advertising bahkan memerlukan dua kali differencing ( $d=2$ ), yang menunjukkan keberadaan tren kuadrat yang sangat kuat.

Selain itu, pada tiga kasus (Anan Advertising, Eloksetia Wedding, dan Pangkas Rambut Nadif), teridentifikasi adanya varians yang tidak stabil. Untuk menangani hal ini, teknik Transformasi Logaritmik diterapkan sebelum pemodelan untuk menstabilkan data dan meningkatkan akurasi.



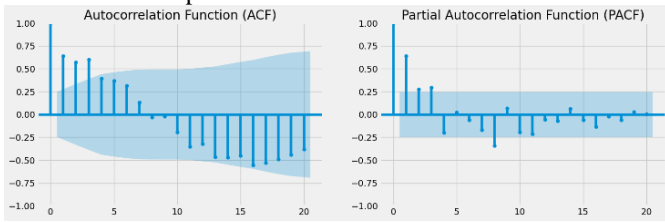
**Gambar 4** Contoh Hasil Log Transform

Gambar di atas adalah salah satu contoh dari hasil log transform yang memungkinkan data menjadi lebih stabil.

### D. Identifikasi Model (Analisis ACF dan PACF)

Setelah stasioneritas data dipastikan, identifikasi orde model AR ( $p$ ) dan MA ( $q$ ) dilakukan melalui analisis visual plot ACF (Autocorrelation Function) dan PACF (Partial Autocorrelation Function). Pola terpotong (cuts off) pada plot-plot ini menjadi dasar penentuan orde. Lebih penting lagi, analisis ini juga mengungkap adanya pola musiman yang

kuat pada kasus Pangkas Rambut Nadif dan Tambal Ban Lumayan, yang ditandai dengan adanya lag signifikan pada interval musiman (sekitar lag 11-12). Temuan ini menjadi justifikasi utama untuk menggunakan model SARIMA, yang mampu menangkap siklus tahunan, sebagai pengganti ARIMA standar pada kedua kasus tersebut.

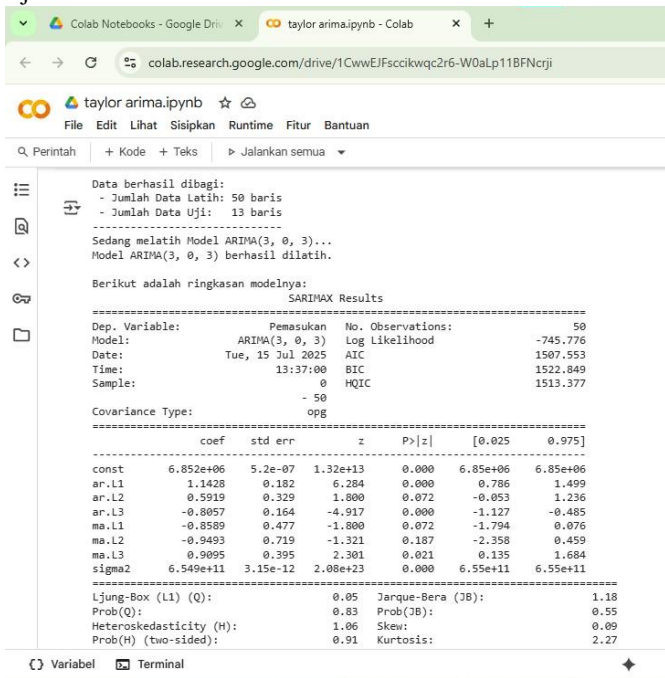


Gambar 5 Contoh Plot ACF dan Plot PACF

Gambar tersebut adalah contoh dari plot ACF dan PACF yang di ambil dari hasil plot salah satu usaha mikro jasa.

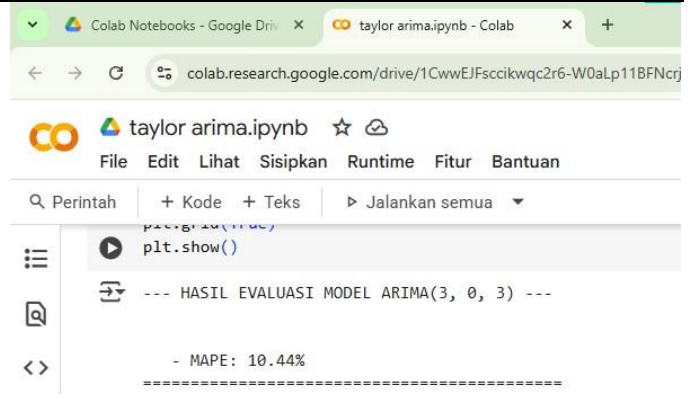
**E. Estimasi dan Pemilihan Model Terbaik**

Berdasarkan identifikasi orde dari langkah sebelumnya, beberapa model kandidat dibangun dan dievaluasi. Data untuk setiap kasus dibagi menjadi 80% Data Latih dan 20% Data Uji.



Gambar 6 Contoh Pembagian Data dan Melatih Model

Model dilatih pada data latih, dan performanya divalidasi dengan membandingkan hasil prediksinya dengan data uji. Kriteria utama pemilihan model terbaik adalah kombinasi nilai error MAPE yang paling rendah.



Gambar 7 Contoh Evaluasi Matrik Error

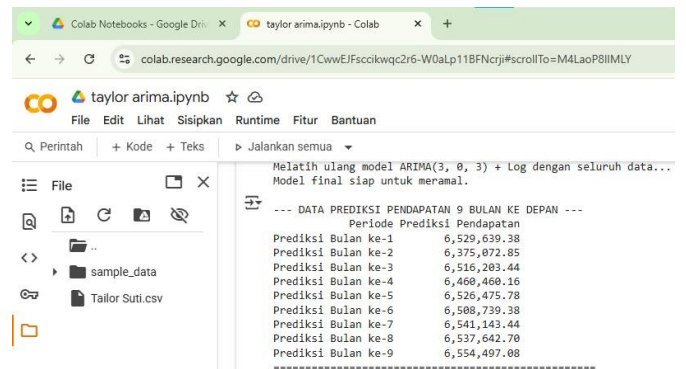
Proses ini memastikan bahwa model yang dipilih tidak hanya baik secara teori, tetapi juga terbukti akurat dalam memprediksi data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

**F. Implementasi Model ARIMA**

Setelah melalui seluruh proses, model terbaik untuk setiap studi kasus berhasil diidentifikasi. Tabel 3 merangkum model final yang terpilih beserta hasil evaluasi kinerjanya.

**G. Interpretasi Hasil Akhir dan Peramalan**

Analisis pada Tabel 3 menunjukkan bahwa keberhasilan pemodelan sangat bergantung pada penanganan karakteristik data yang spesifik. Tingkat akurasi yang berbeda-beda ini kemungkinan besar juga mencerminkan sifat melekat dari bisnis itu sendiri. Usaha dengan pola pendapatan yang lebih stabil (Tailor Suti, Tambal Ban Lumayan) cenderung lebih mudah diprediksi. Sebaliknya, usaha yang lebih rentan terhadap faktor eksternal yang tidak terukur (Eloksetia Wedding, Pangkas Rambut Nadif) menunjukkan fluktuasi yang lebih tinggi, yang tercermin dalam nilai MAPE yang lebih besar.



Gambar 8 Contoh Hasil Peramalan

Setelah model terbaik untuk setiap kasus divalidasi, model tersebut dilatih ulang menggunakan seluruh data historis untuk menghasilkan peramalan pendapatan untuk periode 9 bulan ke depan. Gambar berikut (contoh) menampilkan visualisasi dari hasil peramalan akhir untuk prediksi masa depan.

**4. KESIMPULAN**

Penelitian berhasil mengimplementasikan model peramalan deret waktu pada lima usaha mikro jasa dengan karakteristik berbeda. Temuan kunci menunjukkan bahwa tidak ada model universal yang berlaku untuk semua kasus. Keefektifan model

sangat bergantung pada karakteristik data masing-masing usaha, seperti pola tren, musiman, dan stabilitas varians.

Secara spesifik: 1). ARIMA optimal untuk data stasioner non-musiman (contoh: Tailor Suti, MAPE 9.21%), 2). SARIMA diperlukan untuk data bermusiman (contoh: Tambal Ban Lumayan, MAPE 11.13%), 3). Transformasi Logaritmik efektif menstabilkan varians pada data volatil (contoh: Anan Advertising, MAPE 10.77%).

Penelitian membuktikan bahwa pendekatan sistematis berbasis Python dapat menghasilkan alat peramalan yang akurat dan aplikatif bagi UMKM. Model ini memungkinkan transisi dari keputusan reaktif menuju perencanaan strategis yang proaktif dan berbasis data, sehingga dapat meningkatkan ketahanan usaha dalam menghadapi ketidakpastian ekonomi

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Pada kesempatan ini, penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada pihak yang telah membantu dalam penulisan artikel ini khususnya pembimbing 1 dan pembimbing 2 yang telah memberikan arahan kepada penulis dalam menyusun artikel tugas akhir hingga dapat di selesaikan. Tidak lupa kedua orang tua yang selalu menjadi support system saya, dan juga teman-teman yang sudah menemani, membantu dan memotivasi penulis dalam menyelesaikan artikel tugas akhir ini. Terima kasih.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2015). Analisis Deret Waktu: Peramalan dan Pengendalian (edisi ke-5). John Wiley & Sons.
- [2] Kementerian Koperasi dan Usaha Kecil Menengah Republik Indonesia. (2023). Laporan Tahunan Koperasi dan UMKM. Jakarta: Kemenkop UKM.
- [3] Sutrisno, A. (2021). Penerapan Model ARIMA untuk Peramalan Pendapatan Usaha Mikro di Yogyakarta. *Jurnal Ekonomi dan Bisnis*, 12(2), 112-120.
- [4] Rahmawati, D., Susanto, T., & Wijaya, H. (2022). Forecasting Pendapatan Sektor Jasa di Jawa Timur Menggunakan Model ARIMA. *Jurnal Statistika dan Ekonomi*, 14(1), 45-52.
- [5] Hartanti, D. and Permatasari, H. (2024) 'Enhancing Sales Performance through ARIMA-Based Predictive Modeling : Insights and Applications Model', 6(3), pp. 1646–1662. Available at: <https://doi.org/10.51519/journalisi.v6i3.816>.
- [6] Aditya Pratama, M. et al. (2024) 'Perbandingan Performa Algoritma Linear Regresi dan Random Forest untuk Prediksi Harga Bawang Merah di Kota Samarinda', *Jurnal Ilmu Teknik*, 1(2), pp. 172–182. Available at: <https://doi.org/10.62017/tekonik>.
- [7] Avinash, A., Widjaja, A. and Karnalim, O. (2024) 'Analisis Perbandingan Algoritma Machine Learning untuk Forecasting Persediaan Produk Barang Pokok', *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 10(2), pp. 361–378. Available at: <https://doi.org/10.28932/jutisi.v10i2.9357>.
- [8] Deto, A., Putra, R. and Mada, U.G. (2024) 'How Artificial Intelligence ( AI ) Unlock the New Challenge in Strategic Communications for Marketing ? How Artificial Intelligence ( AI ) Unlock the New Challenge in Strategic Communications for Marketing ?', (September), pp. 0–44. Available at: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.19431.66727>.
- [9] Haikal, M.F. et al. (2024) 'Dampak Fluktuasi Pendapatan pada Tingkat Penjualan di Perusahaan BTC Watampone dalam Perspektif Ekonomi Mikro Islam UIN Sunan Gunung Djati Bandung tingkat penjualan dari sudut pandang ekonomi Islam . Kami berharap dengan memahami yang akan diteliti , sebe', *Jurnal Inovasi Ekonomi Syariah dan Akuntansi (JIESA)*, 1(4).
- [10] Hartanti, D. and Permatasari, H. (2024) 'Enhancing Sales Performance through ARIMA-Based Predictive Modeling : Insights and Applications Model', 6(3), pp. 1646–1662. Available at: <https://doi.org/10.51519/journalisi.v6i3.816>.
- [11] Irawan, T. et al. (2022) 'Forecasting Indonesian Tax Revenue: A Case of Import Duties', *Jurnal Ekonomi Dan Kebijakan Pembangunan*, 11(1), pp. 75–90. Available at: <https://doi.org/10.29244/jekp.11.1.2022.75-90>.
- [12] Janah, U.R.N. and Tampubolon, F.R.S. (2024) 'Peran Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah dalam Pertumbuhan Ekonomi: Analisis Kontribusi Sektor UMKM terhadap Pendapatan Nasional di Indonesia', *PENG: Jurnal Ekonomi dan Manajemen*, 1(2), pp. 739–746. Available at: <https://tewanjournal.com/index.php/peng/article/view/931>.
- [13] Milniadi, A.D. and Adiwijaya, N.O. (2023) 'Analisis Perbandingan Model Arima Dan Lstm Dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus : 6 Kriteria Kategori Saham Menurut Peter Lynch)', *SIBATIK JOURNAL: Jurnal Ilmiah Bidang Sosial, Ekonomi, Budaya, Teknologi, dan Pendidikan*, 2(6), pp. 1683–1692. Available at: <https://doi.org/10.54443/sibatik.v2i6.798>.