

Sistem Informasi Prediksi Penjualan Bubuk Teh PT XYZ Menggunakan Metode ARIMA Sebagai Pendukung Pengambilan Keputusan

Lili Asisura*, Samsudin

Sains dan Teknologi, Sistem Informasi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: ^{1,*}liliasisura24@gmail.com, ²Samsudin@uinsu.ac.id

Email Penulis Korespondensi: liliasisura24@gmail.com

Submitted 30-01-2026; Accepted 24-02-2026; Published 28-02-2026

Abstrak

Penjualan bubuk teh mengalami fluktuasi akibat pengaruh tren konsumsi, faktor musiman, dan dinamika permintaan pasar, yang berpotensi menimbulkan permasalahan overstock dan understock. Kondisi ini menuntut adanya sistem yang mampu memprediksi penjualan secara akurat dan dapat langsung dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem informasi prediksi penjualan dan pendapatan bubuk teh berbasis web dengan mengintegrasikan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) sebagai alat peramalan. Data yang digunakan berupa data historis penjualan periode Mei 2023 hingga Maret 2025 yang diolah menjadi data runtun waktu bulanan. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data, visualisasi, uji stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF), differencing, identifikasi dan estimasi model ARIMA, peramalan, serta evaluasi model menggunakan MAE, MSE, dan MAPE. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ARIMA(1,1,2) merupakan model terbaik dengan nilai MAE sebesar 4,07, MSE sebesar 3,15, dan MAPE sebesar 147,34%. Hasil peramalan menunjukkan adanya fluktuasi penjualan dan pendapatan pada periode mendatang. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi model peramalan ARIMA ke dalam sistem informasi web yang mampu menyajikan hasil prediksi secara otomatis dan real-time, sehingga memberikan implikasi praktis sebagai pendukung perencanaan stok dan pengambilan keputusan manajerial berbasis data.

Kata Kunci: ARIMA; Peramalan Penjualan; Bubuk Teh; Time Series; Sistem Informasi Web

Abstract

Sales of tea powder experience significant fluctuations influenced by consumption trends, seasonal factors, and changes in market demand, which may lead to overstock and understock problems. These conditions highlight the need for an accurate and practical forecasting tool that can directly support managerial decision-making. This study aims to develop a web-based sales and revenue forecasting information system by integrating the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method. The dataset consists of historical tea powder sales from May 2023 to March 2025, aggregated into monthly time series data. The research stages include data preprocessing, visualization, stationarity testing using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test, differencing, ARIMA model identification and parameter estimation, forecasting, and model evaluation using MAE, MSE, and MAPE. The evaluation results indicate that ARIMA(1,1,2) is the best-performing model, achieving an MAE of 4.07, an MSE of 3.15, and a MAPE of 147.34%. The forecasting results show fluctuating patterns in future sales and revenue. The main contribution of this research lies in the integration of the ARIMA forecasting model into a web-based information system that enables automatic and real-time prediction, providing practical support for inventory planning and data-driven managerial decision-making.

Keywords: Sales Forecasting; Powdered Tea; Time Series; Web-Based Information System

1. PENDAHULUAN

Di era globalisasi, perkembangan teknologi informasi yang semakin pesat telah mempermudah berbagai aktivitas, termasuk dalam pengelolaan dan penyampaian informasi. Teknologi internet terbukti menjadi sarana yang efektif dan efisien dalam mendukung kegiatan bisnis, khususnya melalui pemanfaatan sistem informasi pada proses penjualan [1]. Dalam konteks usaha, pola penjualan merupakan aspek penting yang perlu dianalisis untuk memprediksi kinerja penjualan di masa mendatang. Prediksi penjualan yang akurat memungkinkan perusahaan menyusun strategi yang lebih tepat serta mengoptimalkan perencanaan operasional [2]. Oleh karena itu, dibutuhkan pengelolaan dan analisis data transaksi penjualan yang tersimpan dalam basis data agar dapat menghasilkan informasi yang bernilai bagi pengambilan keputusan manajemen [3].

Provinsi Sumatera Utara memiliki perkebunan teh yang dikelola oleh Badan Usaha Milik Negara (BUMN) melalui PT. Perkebunan Nusantara IV. PTPN IV merupakan perusahaan yang bergerak disektor pertanian yaitu agroindustri. PTPN IV mengusahakan perkebunan dan pengolahan komoditas kelapa sawit dan teh. Pada tahun 2019-2021 Unit Sidamanik mengalami kenaikan luas lahan sebesar 2,37 %, namun pada tahun 2022 mengalami penurunan luas lahan sebesar 25,27 %. Dilihat dari segi produksi, produksi terbesar pada tahun 2023 terdapat pada Unit Bah Butong dengan produksi yaitu sebesar 15.661.796 kg [4]. Salah satu permasalahan utama dalam penjualan bubuk teh adalah fluktuasi permintaan yang dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti musim, tren konsumsi, dan daya beli masyarakat. Ketidakmampuan dalam memprediksi permintaan dapat menyebabkan dua masalah utama, yaitu kelebihan stok (overstock) dan kekurangan stok (understock). Kelebihan stok dapat menyebabkan penumpukan produk yang berujung pada peningkatan biaya penyimpanan dan potensi kerugian akibat penurunan kualitas produk. Sementara itu, kekurangan stok dapat mengakibatkan kehilangan peluang penjualan dan menurunnya kepuasan pelanggan, yang berpotensi menurunkan daya saing perusahaan di pasar.

Berbagai penelitian terdahulu telah membahas peramalan pada komoditas teh dengan pendekatan yang beragam. Wahyuni et al. (2022) menunjukkan bahwa metode *ARIMA* mampu menghasilkan prediksi penjualan teh botol dengan tingkat akurasi yang baik berdasarkan data historis, namun hasil peramalan tersebut belum diimplementasikan dalam

sistem informasi berbasis web [5]. Andriana dan Susanto (2023) menyimpulkan bahwa metode *Single Moving Average* efektif dalam membantu menentukan jumlah produksi teh untuk menghindari *overstock* dan *understock*, tetapi penelitian ini hanya berfokus pada produksi dan tidak membahas prediksi penjualan maupun pendapatan [6]. Ilham dan Fryonanda (2023) menghasilkan sistem berbasis web menggunakan metode *Fuzzy Tsukamoto* yang mampu membantu pengambilan keputusan jumlah produksi teh, namun sistem tersebut tidak difokuskan pada prediksi penjualan dan pendapatan [7]. Arrazy dan Primadini (2021) menyimpulkan bahwa model *ARIMA* dapat digunakan untuk memproyeksikan ekspor teh Indonesia secara nasional dengan hasil peramalan yang cukup akurat, tetapi cakupan penelitiannya masih bersifat makro dan tidak diterapkan pada unit perusahaan [8]. Sementara itu, Puspitasari dan Widajanti (2025) menemukan bahwa metode *Exponential Smoothing* dan *Moving Average* dapat digunakan untuk memprediksi penjualan teh, namun hasil penelitian hanya disajikan dalam bentuk analisis dan belum terintegrasi ke dalam sistem informasi *real-time* [9].

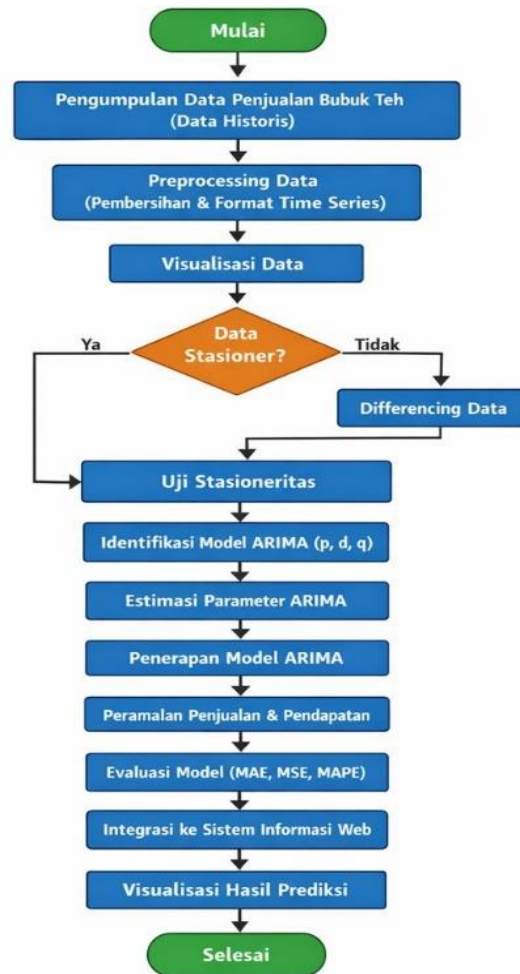
Penelitian ini berbeda dari penelitian terdahulu yang umumnya hanya menitikberatkan pada analisis peramalan penjualan atau produksi teh tanpa implementasi dalam sistem informasi yang terintegrasi, sehingga belum mendukung pengambilan keputusan manajemen secara *real-time*. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem informasi penjualan berbasis web yang mengintegrasikan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), yaitu metode peramalan deret waktu yang memanfaatkan pola historis data untuk memodelkan tren dan fluktuasi penjualan [10]. Keunggulan penelitian ini terletak pada integrasi pencatatan transaksi, analisis tren, dan prediksi penjualan serta pendapatan dalam satu sistem yang menyajikan visualisasi data secara *real-time* sebagai dasar perencanaan stok dan strategi bisnis berbasis data.

Berdasarkan uraian tersebut, tujuan penelitian ini adalah membangun sistem informasi prediksi penjualan dan pendapatan bubuk teh berbasis web dengan menerapkan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk mendukung pengambilan keputusan manajerial secara lebih akurat dan berbasis data. Adapun kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi metode peramalan *ARIMA* ke dalam sistem informasi web yang mampu mengelola transaksi penjualan, menganalisis tren, serta menghasilkan prediksi penjualan dan pendapatan secara otomatis dan *real-time*, sehingga memberikan nilai tambah praktis dalam perencanaan stok dan strategi bisnis perusahaan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk melakukan peramalan penjualan dan pendapatan bubuk teh berdasarkan data historis penjualan yang tersusun secara runtut waktu (*time series*). Metode *ARIMA* dipilih karena mampu memodelkan pola tren dan fluktuasi data deret waktu *univariat* secara efektif tanpa memerlukan variabel independen tambahan, sehingga sesuai dengan karakteristik data penjualan yang hanya bergantung pada nilai historis. Selain itu, *ARIMA* dikenal memiliki performa yang baik dalam peramalan jangka pendek dan banyak digunakan pada kasus data penjualan yang bersifat *non-stasioner*. Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis mulai dari pengumpulan data, pengolahan data menggunakan *ARIMA*, hingga integrasi hasil peramalan ke dalam sistem informasi penjualan berbasis web [11]. Berikut tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 menunjukkan tahapan penelitian yang dilakukan secara sistematis mulai dari pengumpulan data hingga visualisasi hasil peramalan. Penjelasan singkat setiap tahapan penelitian diuraikan sebagai berikut.

a. Pengumpulan Data Penjualan Bubuk Teh

Tahap ini dilakukan dengan mengumpulkan data historis penjualan bubuk teh yang dicatat secara berkala dan disusun sebagai data deret waktu univariat. Data ini menjadi dasar utama dalam pemodelan dan peramalan menggunakan metode *ARIMA*.

b. *Preprocessing* Data

Preprocessing data bertujuan untuk memastikan kualitas dan konsistensi data sebelum pemodelan [12]. Pada tahap ini dilakukan pembersihan data dari nilai kosong, duplikasi, dan kesalahan pencatatan, serta pengurutan data berdasarkan waktu agar dapat diproses sebagai data *time series*.

c. Visualisasi Data

Visualisasi data dilakukan untuk mengidentifikasi pola awal penjualan, seperti tren dan fluktuasi, melalui grafik garis. Tahap ini memberikan gambaran awal karakteristik data sebelum analisis lanjutan.

d. Uji Stasioneritas Data

Uji stasioneritas dilakukan untuk memastikan kestabilan rata-rata dan variansi data sepanjang waktu [13]. Pengujian menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dengan hipotesis:

H_0 : Data tidak stasioner

H_1 : Data stasioner

Data dinyatakan stasioner apabila $p\text{-value} < 0,05$. Model umum uji *ADF* dinyatakan sebagai:

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

e. *Differencing* Data

Apabila data belum stasioner, dilakukan *differencing* untuk menghilangkan tren dan menstabilkan data. Proses ini dilakukan hingga data memenuhi sifat *stasioner*, yang ditunjukkan oleh orde *differencing* (d) [14]. Rumus *differencing* orde pertama adalah:

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2)$$

f. Identifikasi Model *Arima* (p, d, q)

Identifikasi model dilakukan dengan menentukan parameter p , d , dan q . Nilai d diperoleh dari proses *differencing*, sedangkan nilai p dan q ditentukan melalui analisis grafik *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

g. Estimasi Parameter Model *ARIMA*

Setelah struktur model ditentukan, estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) untuk memperoleh model yang paling optimal [15]. Bentuk umum model *ARIMA* dinyatakan sebagai:

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (3)$$

h. Penerapan Model *ARIMA*

Model *ARIMA* yang telah diestimasi digunakan untuk melakukan peramalan penjualan dengan memanfaatkan nilai historis dan kesalahan peramalan sebelumnya.

i. Peramalan Penjualan dan Pendapatan

Hasil peramalan penjualan digunakan untuk menghitung prediksi pendapatan bubuk teh berdasarkan harga jual produk. Perhitungan pendapatan dirumuskan sebagai:

$$\text{Pendapatan}_t = \hat{Y}_t \times \text{Harga} \quad (4)$$

j. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi model peramalan menggunakan indikator *MAE*, *MSE*, dan *MAPE* [16], yang dirumuskan sebagai berikut:

Mean Absolute Error (MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t| \quad (5)$$

Mean Squared Error (MSE):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (6)$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE):

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \quad (7)$$

k. Integrasi ke Sistem Informasi Web

Model *ARIMA* terbaik diintegrasikan ke dalam sistem informasi penjualan berbasis web untuk memungkinkan proses peramalan dilakukan secara otomatis menggunakan data terbaru.

l. Visualisasi Hasil Prediksi

Tahap akhir penelitian adalah penyajian hasil prediksi penjualan dan pendapatan dalam bentuk grafik dan tabel interaktif guna mendukung pengambilan keputusan manajerial.

2.2 Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan metode peramalan deret waktu yang memanfaatkan pola data historis melalui analisis autokorelasi dan residual. Metode ini dikenal sebagai pendekatan *Box-Jenkins* dan digunakan untuk memodelkan serta memprediksi data runtun waktu univariat tanpa melibatkan variabel independen. *ARIMA* sangat sesuai untuk peramalan jangka pendek karena mengandalkan nilai masa lalu dan saat ini dari variabel dependen [17].

Model *ARIMA* dinotasikan sebagai *ARIMA*(p, d, q), di mana p menyatakan orde *autoregressive*, d merupakan tingkat *differencing* untuk menjadikan data *stasioner*, dan q menunjukkan orde *moving average*. Proses penerapan *ARIMA* meliputi tahapan identifikasi model, estimasi parameter, diagnosis model, dan peramalan. Dengan kemampuannya menangkap pola tren dan fluktuasi data historis, *ARIMA* banyak digunakan dalam analisis dan prediksi deret waktu penjualan [18].

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)e_t \quad (8)$$

$\phi_p(B)$: $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$

$(1-B)^d$: *differencing non seasonal*

$\theta_q(B)$: $(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$

Y_t : Nilai data deret waktu ke- t

e_t : Residual atau kesalahan

B : Operator *backshift*

p : Orde AR

d : Orde MA

q : Orde *differencing*

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis penjualan bubuk teh yang diperoleh dari catatan transaksi penjualan perusahaan selama periode Mei 2023 hingga Maret 2025. Data dikumpulkan melalui metode dokumentasi dan mencakup informasi tanggal transaksi, jenis produk, jumlah penjualan, harga satuan, diskon, harga setelah diskon, serta total nilai transaksi. Data penjualan bersifat harian dengan urutan tanggal yang tidak selalu berurutan karena bergantung pada aktivitas pembelian pelanggan. Selanjutnya, data ini digunakan sebagai dasar analisis dan diolah menjadi data runtun waktu (time series) untuk keperluan peramalan jumlah penjualan dan pendapatan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Berikut dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data dari Tahun 2023-2025

tanggal	produk	jumlah pcs	harga asli	diskon	harga setelah diskon	total rp
2023-05-04	B1kg	2	45.000			90.000
2023-05-06	B1kg	3	45.000			135.000
	BC	96	15.000			1.440.000
2023-05-06	BC	48	15.000			720.000
2023-05-18	B1Kg	25	45.000			1.125.000
...	...	...	...	...	...	...
2025-03-04	BC	10	15.000	0%	15.000	150.000
	B250	3	15000	0%	15.000	45.000
2025-03-05	TC	1	5000	0%	5.000	5.000
	TC	300	5500	10%	4.950	1.485.000

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa data penjualan memiliki variasi produk, jumlah transaksi yang tidak seragam, serta nilai penjualan yang fluktuatif antarperiode. Kondisi ini menunjukkan bahwa pola penjualan tidak bersifat konstan dan dipengaruhi oleh dinamika permintaan pasar. Oleh karena itu, data perlu melalui tahap preprocessing dan agregasi waktu sebelum digunakan dalam pemodelan ARIMA, agar pola tren dan fluktuasi penjualan dapat dianalisis secara lebih stabil dan representatif untuk keperluan peramalan.

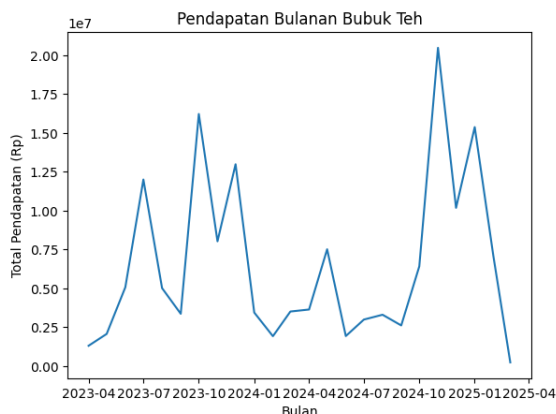
3.2 Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk memastikan data penjualan bubuk teh layak digunakan dalam analisis peramalan [19]. Pada tahap ini, data transaksi harian dikonversi ke format tanggal standar, nilai numerik dinormalisasi, serta data yang tidak lengkap dihapus. Selanjutnya, data diurutkan berdasarkan waktu dan diagregasi menjadi data penjualan bulanan dengan menjumlahkan total jumlah penjualan dan total pendapatan pada setiap bulan. Proses agregasi ini bertujuan untuk membentuk data runtun waktu (time series) yang konsisten dan sesuai dengan kebutuhan metode *ARIMA*. Hasil *preprocessing* menghasilkan dataset bulanan yang bersih, berurutan, dan bebas dari nilai hilang, sehingga siap digunakan pada tahap analisis *stasioneritas* dan pemodelan peramalan. Berikut hasil *preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 2.

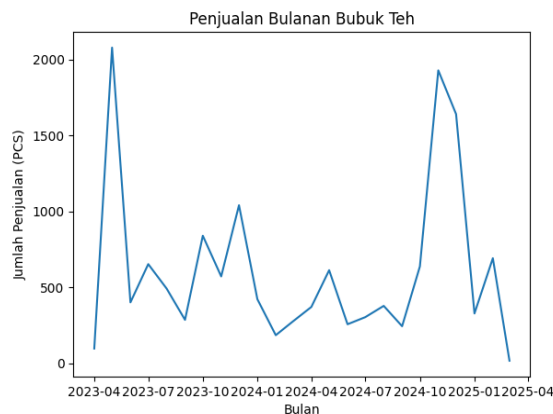
Tabel 2. Hasil Preprocessing Data

bulan	jumlah pcs	total rp
2023-04-01	96	1311000
2023-05-01	2078	2070000
2023-06-01	400	5073000
2023-07-01	652	12005300
...	...	...
2025-03-01	16	240000

Untuk memahami pola perubahan data setelah preprocessing, dilakukan visualisasi terhadap pendapatan bulanan dan jumlah penjualan bulanan, yang masing-masing ditunjukkan pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2. Tren Pendapatan Bulanan Bubuk Teh



Gambar 3. Tren Penjualan Bulanan Bubuk Teh

Berdasarkan kedua grafik pada Gambar 2 dan Gambar 3, pola penjualan dan pendapatan bubuk teh menunjukkan fluktuasi yang cukup tajam dengan beberapa lonjakan signifikan pada periode tertentu, terutama pada pertengahan hingga akhir tahun, yang mengindikasikan adanya pengaruh musiman dan dinamika permintaan pasar. Puncak penjualan diikuti oleh peningkatan pendapatan, menunjukkan hubungan yang searah antara volume terjual dan total pendapatan. Di sisi lain, terdapat periode penurunan drastis yang menandakan ketidakstabilan data serta perubahan rata-rata dari waktu ke waktu, sehingga karakteristik deret waktu bersifat non-stasioner dan mengandung unsur tren serta musiman. Pola ini mendukung penggunaan metode *ARIMA* (atau pengembangannya, *SARIMA*) karena model tersebut mampu merepresentasikan autokorelasi, tren, dan pola periodik pada data penjualan untuk keperluan prediksi.

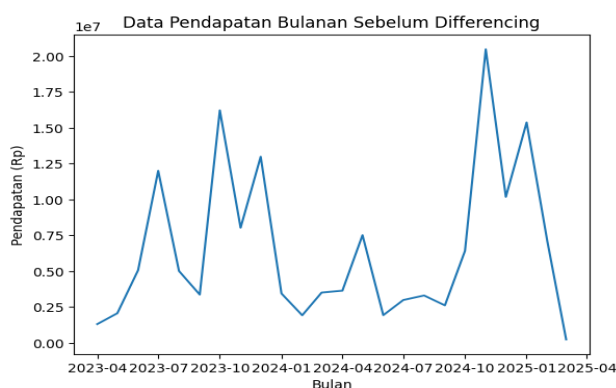
3.3 Uji Stasioneritas Data

Uji stasioneritas dilakukan untuk memastikan data pendapatan bulanan memenuhi asumsi dasar metode *ARIMA*, yaitu memiliki rata-rata dan variansi yang konstan sepanjang waktu [20]. Pengujian dilakukan menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk mengetahui keberadaan akar unit pada data runtun waktu. Hasil pengujian stasioneritas sebelum proses differencing disajikan pada Tabel 3

Tabel 3. Hasil Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) Sebelum *Differencing*

Keterangan	Nilai
ADF Statistic	-3,5840
p-value	0,0061
Tingkat Signifikansi	0,005
Keputusan	Stasioner

Berdasarkan nilai *p-value* pada Tabel 3 yang lebih kecil dari 0,05, data dinyatakan stasioner secara statistik. Namun, analisis visual tetap diperlukan untuk memastikan kestabilan pola data. Gambar 4 menampilkan grafik pendapatan sebelum differencing.



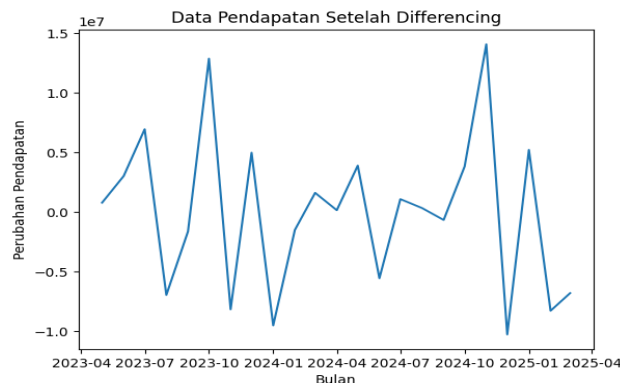
Gambar 4. Grafik Time Series Pendapatan Sebelum *Differencing*

Secara visual, grafik sebelum *differencing* pada Gambar 4 masih menunjukkan tren dan fluktuasi dengan amplitudo besar, ditandai lonjakan dan penurunan tajam serta perubahan level rata-rata antarperiode. Kondisi ini mengindikasikan pengaruh tren jangka panjang yang berpotensi mengganggu kestabilan model *ARIMA*, sehingga diperlukan transformasi lanjutan. Untuk menghilangkan pengaruh tren dan memperkuat sifat stasioner, dilakukan *differencing* orde pertama ($d = 1$). Hasil uji *ADF* setelah differencing disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) Setelah *Differencing* ($d=1$)

Keterangan	Nilai
ADF Statistic	-6,6931
p-value	0,0000000041
Tingkat Signifikansi	0,005
Keputusan	Stasioner

Nilai *p-value* Tabel 4 yang jauh lebih kecil dari 0,05 menunjukkan bahwa data pendapatan telah sepenuhnya stasioner. Gambar 5 memperlihatkan grafik deret waktu setelah *differencing*.

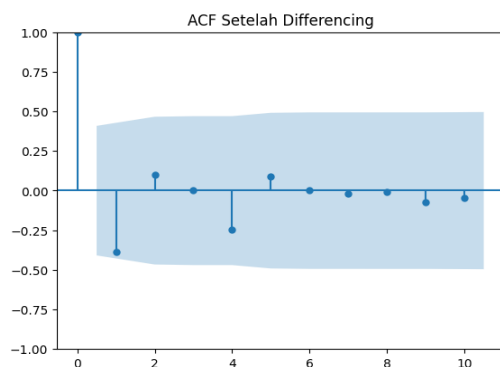


Gambar 5. Grafik Time Series Pendapatan Setelah *Differencing*

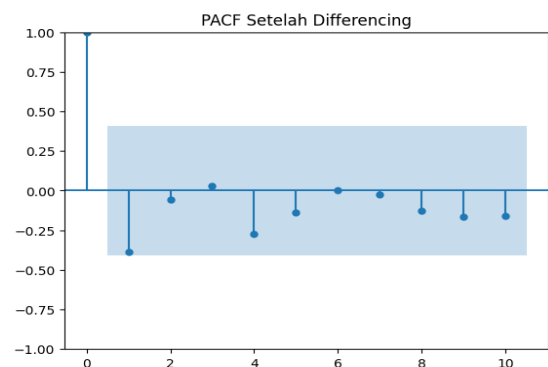
Grafik setelah *differencing* pada Gambar 5 memperlihatkan perubahan pendapatan antarbulan yang berosilasi di sekitar garis nol dengan sebaran yang lebih seragam. Tidak lagi terlihat tren jangka panjang yang dominan, sehingga data dapat dianggap lebih stasioner dan sesuai untuk tahap identifikasi parameter *ARIMA* melalui analisis *ACF* dan *PACF*.

3.4 Identifikasi Model *ARIMA* (p, d, q)

Identifikasi model *ARIMA* pada penelitian ini dilakukan setelah data pendapatan bulanan dinyatakan stasioner melalui proses *differencing* satu kali ($d = 1$). Penentuan parameter *autoregressive* (p) dan *moving average* (q) dilakukan dengan menganalisis grafik *Autocorrelation Function* (*ACF*) dan *Partial Autocorrelation Function* (*PACF*) dari data yang telah *didifferencing* [21]. Analisis ini bertujuan untuk mengetahui pola ketergantungan data pada beberapa periode sebelumnya sehingga struktur model *ARIMA* dapat ditentukan secara tepat. Berikut disajikan pada Gambar 6 dan Gambar 7.



Gambar 6. Grafik *ACF* Setelah *Differencing*



Gambar 7. Grafik *PACF* Setelah *Differencing*

Grafik *ACF* setelah *differencing* pada Gambar 6 menunjukkan bahwa sebagian besar nilai autokorelasi berada di dalam batas kepercayaan, dengan korelasi yang hanya muncul pada beberapa *lag* awal dan kemudian cepat melemah. Pola ini menandakan bahwa proses *differencing* telah berhasil menghilangkan tren pada data, sehingga ketergantungan jangka panjang berkurang. Selain itu, pola *ACF* yang cenderung terpotong (*cut-off*) pada *lag* rendah mengindikasikan adanya komponen *Moving Average* (*MA*) dengan orde kecil, sehingga nilai parameter q diperkirakan berada pada rentang rendah. Sementara itu, grafik *PACF* setelah *differencing* pada Gambar 7 memperlihatkan adanya lonjakan korelasi parsial yang signifikan pada satu hingga dua *lag* awal, kemudian diikuti oleh nilai korelasi yang menurun dan berada dalam batas kepercayaan pada *lag* berikutnya. Pola ini menunjukkan adanya komponen *Autoregressive* (*AR*) dengan orde kecil, sehingga nilai parameter p diperkirakan tidak lebih dari dua. Kombinasi hasil analisis *ACF* dan *PACF* ini menunjukkan bahwa model *ARIMA* dengan nilai p dan q yang relatif kecil sudah memadai untuk merepresentasikan pola data pendapatan.

Berdasarkan hasil analisis grafik *ACF* dan *PACF*, ditentukan beberapa kandidat model *ARIMA* yang dianggap mampu merepresentasikan pola data pendapatan bulanan, yaitu *ARIMA*(0,1,0), *ARIMA*(0,1,2), *ARIMA*(1,1,1), *ARIMA*(1,1,2), dan *ARIMA*(2,1,2). Pemilihan model-model tersebut didasarkan pada indikasi bahwa komponen autoregressive (p) dan moving average (q) berada pada orde rendah setelah proses *differencing* satu kali ($d = 1$). Selanjutnya, seluruh kandidat model tersebut dievaluasi untuk menentukan model dengan kinerja peramalan terbaik.

Evaluasi model dilakukan menggunakan tiga indikator kesalahan peramalan, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). *MAE* digunakan untuk mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi, *MSE* digunakan untuk melihat besarnya kesalahan kuadrat yang sensitif terhadap error besar, sedangkan *MAPE* digunakan untuk mengetahui tingkat kesalahan dalam bentuk persentase sehingga lebih mudah diinterpretasikan [22]. Model dengan nilai *MAE*, *MSE*, dan terutama *MAPE* paling kecil dianggap memiliki kinerja peramalan yang paling baik, yang disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Evaluasi Model *ARIMA*

Model <i>ARIMA</i>	MAE	MSE	MAPE (%)
<i>ARIMA</i> (1,1,2)	4,07	3,15	147,34
<i>ARIMA</i> (0,1,2)	4,06	3,16	172,22
<i>ARIMA</i> (1,1,1)	4,07	3,10	180,25
<i>ARIMA</i> (2,1,2)	3,97	3,06	198,48
<i>ARIMA</i> (0,1,0)	5,14	4,22	200,12

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 5, model *ARIMA*(1,1,2) dipilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai *MAPE* paling rendah, yang menunjukkan tingkat kesalahan peramalan relatif lebih kecil dibandingkan model lainnya. Meskipun terdapat model lain dengan nilai *MAE* atau *MSE* yang lebih kecil pada aspek tertentu, *MAPE* dijadikan indikator utama karena mampu menggambarkan akurasi peramalan secara proporsional terhadap nilai aktual. Oleh karena itu, model *ARIMA*(1,1,2) digunakan pada tahap selanjutnya untuk melakukan peramalan penjualan dan pendapatan bubuk teh.

3.5 Perbandingan Metode Peramalan

Untuk memperkuat hasil evaluasi model *ARIMA* yang telah diperoleh, penelitian ini melakukan perbandingan singkat dengan beberapa metode peramalan lain yang umum digunakan pada data deret waktu, yaitu *Moving Average* dan *Exponential Smoothing*. Perbandingan ini bertujuan untuk menilai kinerja relatif masing-masing metode dalam menangani karakteristik data penjualan bubuk teh yang bersifat fluktuatif, serta menegaskan keunggulan metode *ARIMA* sebagai dasar pemilihan model akhir. Hasil perbandingan metode peramalan disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Kinerja Metode Peramalan Penjualan Bubuk Teh

Metode Peramalan	MAE	MSE	MAPE (%)
Moving Average (3 bulan)	3,08	1,72	195,01
Exponential Smoothing	4,28	3,40	246,69
<i>ARIMA</i> (1,1,2)	4,07	3,15	147,34

Berdasarkan Tabel 6, terlihat bahwa metode *Moving Average* menghasilkan nilai *MAE* yang relatif lebih kecil dibandingkan *ARIMA*, namun memiliki nilai *MAPE* yang cukup tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun kesalahan absolut rata-rata terlihat lebih rendah, metode ini kurang mampu menangkap pola fluktuasi penjualan secara proporsional, terutama pada periode dengan perubahan penjualan yang signifikan. *Moving Average* cenderung menghasilkan prediksi yang terlalu halus (*over-smoothing*) sehingga kurang responsif terhadap dinamika data penjualan bubuk teh.

Metode *Exponential Smoothing* menunjukkan kinerja yang paling rendah di antara ketiga metode, dengan nilai *MAE*, *MSE*, dan *MAPE* tertinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa metode ini kurang sesuai untuk data penjualan bubuk teh yang memiliki fluktuasi tajam dan perubahan tren yang tidak stabil, karena pendekatan pembobotan eksponensial lebih efektif pada data dengan pola yang relatif konsisten.

Sementara itu, *ARIMA* (1,1,2) menghasilkan nilai *MAPE* terendah, yang menunjukkan tingkat kesalahan relatif paling kecil dibandingkan metode lain. Meskipun nilai *MAE* dan *MSE* *ARIMA* sedikit lebih besar dibandingkan *Moving Average*, kemampuan *ARIMA* dalam memodelkan ketergantungan antarperiode melalui komponen *autoregressive* dan *moving average* membuat model ini lebih adaptif terhadap karakteristik data historis yang fluktuatif. Oleh karena itu, *ARIMA* (1,1,2) dipilih sebagai model terbaik dan digunakan pada tahap peramalan penjualan dan pendapatan pada penelitian ini.

3.6 Hasil Prediksi

Pemodelan deret waktu pendapatan bulanan bubuk teh dilakukan menggunakan model *ARIMA*(1,1,2). Estimasi parameter dilakukan dengan pendekatan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan menghasilkan ringkasan statistik pada Tabel 7 berikut:

Tabel 7. Hasil Estimasi Model

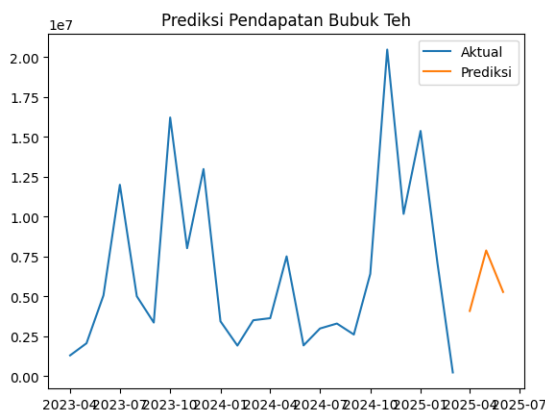
Parameter	Koefisien	p-value	Keterangan
AR(1)	-0,7846	0,015	Signifikan
MA(1)	0,0684	0,866	Tidak signifikan
MA(2)	-0,8857	0,016	Signifikan
σ^2 (Varian error)	$3,582 \times 10^{13}$	0,000	Signifikan

Berdasarkan hasil estimasi pada Tabel 7, model *ARIMA*(1,1,2) menghasilkan parameter *AR*(1) sebesar -0,7846 dengan *p-value* 0,015 yang menunjukkan pengaruh signifikan, *MA*(1) sebesar 0,0684 dengan *p-value* 0,866 yang tidak signifikan, serta *MA*(2) sebesar -0,8857 dengan *p-value* 0,016 yang signifikan. *Varians error* (σ^2) diperoleh sebesar $3,582 \times 10^{13}$ dan signifikan pada taraf kepercayaan tinggi. Nilai *AIC* sebesar 788,869 dan *BIC* sebesar 793,411 menunjukkan bahwa model memiliki kompleksitas yang masih optimal. Hasil uji diagnostik residual memperlihatkan nilai *Prob*(Q) uji *Ljung-Box* sebesar 0,72 yang menandakan tidak adanya autokorelasi pada residual, sehingga residual dapat dianggap sebagai *white noise*. Selain itu, nilai *Prob*(JB) sebesar 0,18 menunjukkan residual berdistribusi normal, dan *Prob*(H) sebesar 0,71 menandakan tidak terjadi *heteroskedastisitas*. Secara keseluruhan, model dinilai layak digunakan untuk proses peramalan. Untuk hasil prediksi disajikan pada Tabel 8.

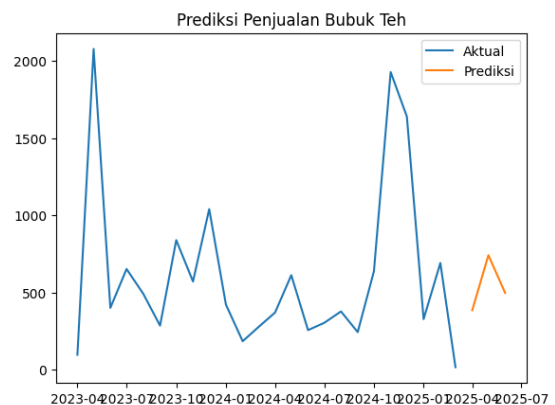
Tabel 8. Hasil Prediksi Periode Mendatang

Periode	Prediksi Penjualan (PCS)	Prediksi Pendapatan
April 2025	384,88	4.095.268,78
Mei 2025	741,33	7.887.969,19
Juni 2025	496,76	5.285.703,93

Hasil prediksi Tabel 8 untuk tiga periode ke depan menunjukkan bahwa pada April 2025 diperkirakan terjadi penjualan sebesar 384,88 PCS dengan pendapatan sekitar 4.095.268,78, kemudian meningkat tajam pada Mei 2025 menjadi 741,33 PCS dengan pendapatan 7.887.969,19, dan kembali menurun pada Juni 2025 menjadi 496,76 PCS dengan pendapatan 5.285.703,93. Pola ini mengindikasikan adanya fluktuasi yang mengikuti karakteristik historis data, di mana periode tertentu mengalami lonjakan permintaan yang cukup tinggi. Kenaikan pada Mei mencerminkan potensi periode dengan permintaan lebih besar, sedangkan penurunan pada Juni menunjukkan adanya stabilisasi setelah lonjakan. Pola pendapatan yang sejalan dengan penjualan memperkuat adanya hubungan linier antara volume produk terjual dan total pendapatan. Secara umum, hasil peramalan *ARIMA*(1,1,2) mampu menggambarkan dinamika penjualan jangka pendek secara representatif, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam perencanaan stok, strategi distribusi, serta pengendalian produksi, yang masing-masing ditunjukkan pada Gambar 8 dan Gambar 9.



Gambar 8. Grafik Pendapatan Aktual dan Prediksi



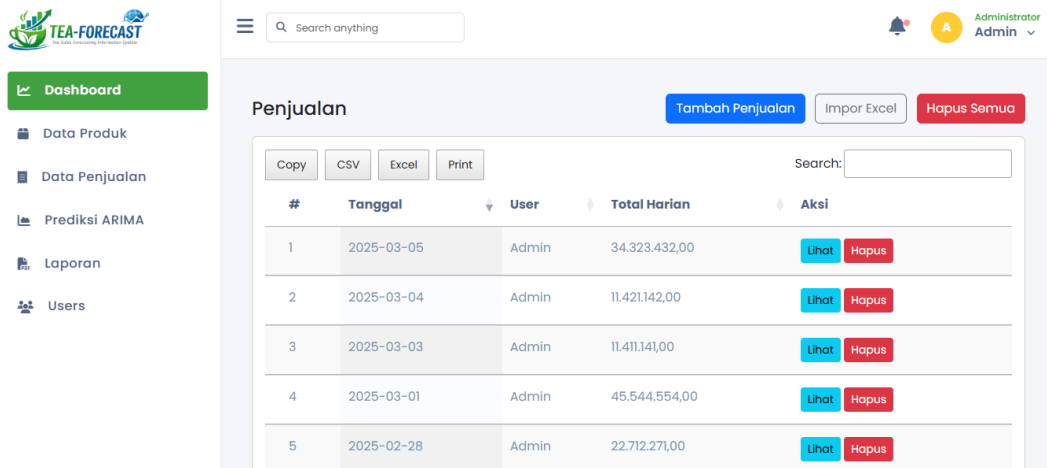
Gambar 9. Grafik Penjualan Aktual dan Prediksi

Pada grafik prediksi pendapatan dan penjualan pada Gambar 8 dan 9, garis biru merepresentasikan data aktual, sedangkan garis oranye menunjukkan hasil prediksi model. Secara visual, prediksi telah mengikuti arah tren data aktual, meskipun terdapat selisih pada beberapa titik puncak dan penurunan tajam, terutama saat terjadi fluktuasi tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam menangkap pola umum pergerakan data, namun masih memiliki keterbatasan dalam merepresentasikan nilai ekstrem secara presisi.

3.7 Implementasi ke Sistem Informasi

a. Tampilan Data Penjualan

Sebagai bagian dari implementasi sistem informasi prediksi penjualan, sistem menyediakan antarmuka untuk menampilkan dan mengelola data transaksi penjualan bubuk teh yang digunakan sebagai dasar analisis dan peramalan

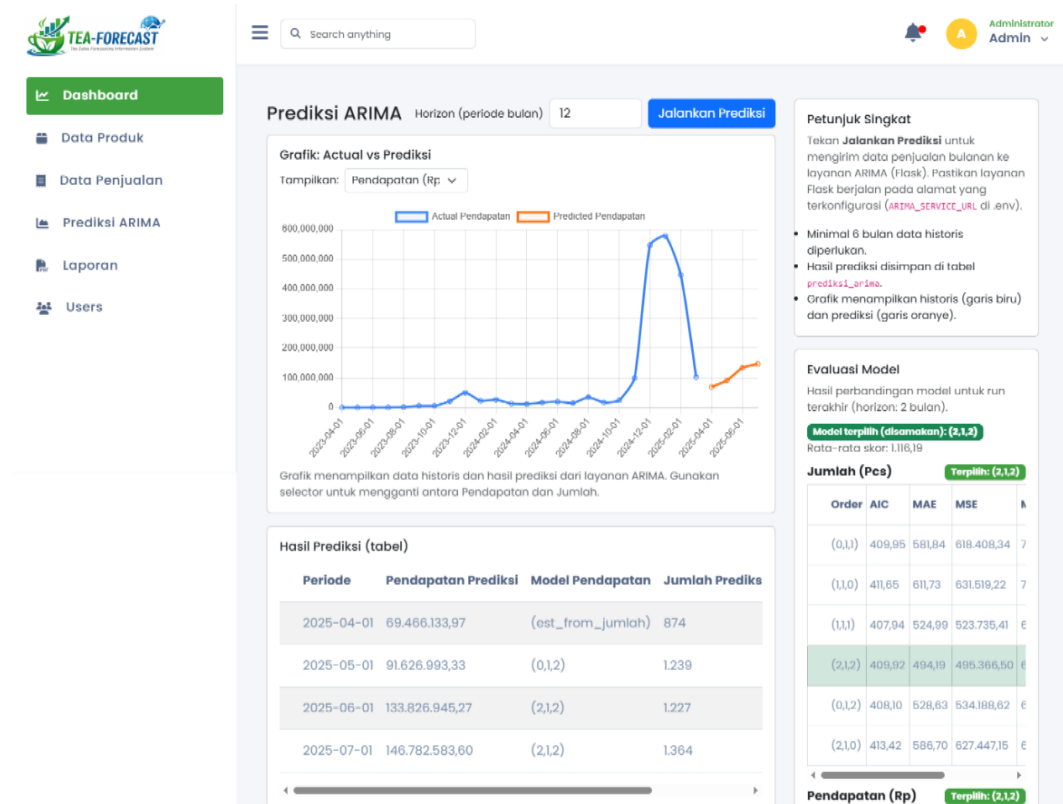


Gambar 10. Tampilan Data Penjualan

Gambar 10 di atas merupakan tampilan menu Data Penjualan yang menampilkan seluruh data transaksi penjualan bubuk teh dalam bentuk tabel terstruktur. Informasi yang disajikan meliputi tanggal transaksi, jenis produk, jumlah penjualan dalam PCS, harga asli, diskon, harga setelah diskon, serta total pendapatan per transaksi. Tampilan ini berfungsi sebagai sumber data utama yang digunakan dalam proses analisis dan peramalan, sehingga pengguna dapat memantau riwayat penjualan secara rinci dan memastikan data yang digunakan dalam pemodelan *ARIMA* berasal dari pencatatan transaksi yang valid.

b. Tampilan Prediksi *ARIMA*

Setelah data penjualan diolah dan model *ARIMA* dibangun, sistem menyediakan fitur untuk menampilkan hasil peramalan penjualan dan pendapatan secara visual guna mendukung pengambilan keputusan manajemen.



Gambar 11. Tampilan Prediksi *ARIMA*

Gambar 11 di atas merupakan tampilan menu prediksi *ARIMA* yang menampilkan hasil peramalan penjualan bubuk teh dalam bentuk tabel dan grafik. Tabel menyajikan periode prediksi beserta estimasi jumlah penjualan dan pendapatan, sedangkan grafik garis memperlihatkan pola perubahan prediksi antarperiode sehingga tren kenaikan atau penurunan dapat terlihat dengan jelas. Tampilan ini membantu pengguna memahami hasil peramalan secara cepat sebagai dasar perencanaan stok, produksi, dan distribusi.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) efektif digunakan untuk memprediksi penjualan dan pendapatan bubuk teh berbasis data historis deret waktu. Dari beberapa kandidat model yang diuji, ARIMA(1,1,2) terpilih sebagai model terbaik karena menghasilkan tingkat kesalahan peramalan paling rendah. Hasil prediksi menunjukkan adanya fluktuasi penjualan dan pendapatan pada periode mendatang, sehingga informasi peramalan ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar perencanaan stok dan strategi penjualan. Integrasi model ARIMA ke dalam sistem informasi penjualan berbasis web menjadi kontribusi utama penelitian ini, karena memungkinkan proses peramalan dilakukan secara otomatis, *real-time*, dan disajikan dalam bentuk visualisasi yang mudah dipahami, sehingga mendukung pengambilan keputusan manajerial secara lebih akurat dan berbasis data.

REFERENCES

- [1] S. Samsudin, N. Nurhalizah, and U. Fadilah, "Sistem Informasi Pendaftaran Magang Dinas Pemuda Dan Olahraga Provinsi Sumatera Utara," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 4, no. 2, pp. 324–332, Jul. 2022, doi: 10.47233/jteksis.v4i2.489.
- [2] Miftahuljannah, A. S. Sunge, and A. Turmudi Zy, "ANALISIS PREDIKSI PENJUALAN DENGAN METODE REGRESI LINEAR DI PT. EAGLE INDUSTRY INDONESIA," *JINTEKS*, vol. 5, no. 3, pp. 398–403, 2023.
- [3] F. Amimah Toar, M. Yetri, A. Syahputri, S. Informasi, and S. Triguna Dharma, "Penerapan Data Mining Untuk Menganalisa Pola Penjualan Bubuk Teh Dengan Menggunakan Metode Apriori," vol. 3, pp. 400–410, 2024, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi>
- [4] BPS, *STATISTIK TEH INDONESIA*. 2024.
- [5] I. D. Wahyuni, T. Yuniarti, and A. Rapi, "Penerapan Model ARIMA Dalam Memprediksi Penjualan Produk Minuman Teh Botol Sosro Ukuran 350 mL," *INVENTORY: Industrial Vocational E-Journal On Agroindustry*, vol. 3, no. 2, p. 69, Dec. 2022, doi: 10.52759/inventory.v3i2.99.
- [6] A. D. Andriana and R. Susanto, "Peramalan Jumlah Produksi Teh Menggunakan Metode Single Moving Average (SMA) Forecasting the Quantity of Tea Production Using Single Moving Average Method (SMA)," 2023.
- [7] R. Ilham and H. Fryonanda, "Perancangan Prediksi Produksi Teh Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto Berbasis Web," 2023. [Online]. Available: <http://jurnal-itsi.org>
- [8] M. Arrazy and R. Primadini, "PROYEKSI EKSPOR TEH INDONESIA DENGAN METODE ARIMA INDONESIAN TEA EXPORT PROJECTION USING ARIMA METHOD," 2021.
- [9] V. Della Puspitasari and E. Widajanti, "ANALISIS PERAMALAN PENJUALAN DENGAN MENGGUNAKAN METODE EXPONENTIAL SMOOTHING DAN MOVING AVERAGE (STUDI KASUS PADA TEH GAMBYONG DI KEMUNING)," *Jurnal Akuntansi dan Bisnis (Akuntansi)*, 2025.
- [10] R. A. Wulandari and R. Gernowo, "METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) DAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS) DALAM ANALISIS CURAH HUJAN," *Berkala Fisika*, vol. 22, no. 1, pp. 41–48, 2019.
- [11] M. Zidan Rusminto, S. Adi Wibowo, and F. Santi Wahyuni, "PERAMALAN HARGA SAHAM MENGGUNAKAN METODE ARIMA (AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE) TIME SERIES," 2024.
- [12] I. Permana and F. Nur Salisah, "The Effect of Data Normalization on the Performance of the Classification Results of the Backpropagation Algorithm Pengaruh Normalisasi Data Terhadap Performa Hasil Klasifikasi Algoritma Backpropagation," 2022.
- [13] S. Aktivani, "Uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang," *Statistika*, vol. 20, no. 2, pp. 83–90, 2020.
- [14] I. Fadliani and I. Purnamasari, "PERAMALAN DENGAN METODE SARIMA PADA DATA INFLASI DAN IDENTIFIKASI TIPE OUTLIER (Studi Kasus: Data Inflasi Indonesia Tahun 2008-2014)," 2021.
- [15] S. Deviana, D. Azis, and P. Ferdias, "Analisis Model Autoregressive Integrated Moving Average Data Deret Waktu Dengan Metode Momen Sebagai Estimasi Parameter," *Jurnal Siger Matematika*, vol. 02, no. 02, 2021.
- [16] A. A. Suryanto and A. Muqtadir, "PENERAPAN METODE MEAN ABSOLUTE ERROR (MEA) DALAM ALGORITMA REGRESI LINEAR UNTUK PREDIKSI PRODUKSI PADI," *SAINTEKBU: Jurnal Sains dan Teknologi*, no. 1, p. 11, 2019.
- [17] Y. N. Hilal, G. D. A. Nainggolan, S. H. Syahputri, and F. Kartiasih, "COMPARISON OF ARIMA AND LSTM METHODS IN PREDICTING JAKARTA SEA LEVEL," *Jurnal Ilmu dan Teknologi Kelautan Tropis*, vol. 16, no. 2, pp. 163–178, 2024, doi: 10.29244/jitkt.v16i2.52818.
- [18] S. S. Ishak *et al.*, "Indonesian Consumer Price Index Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average," *International Journal of Electronics and Communications Systems*, vol. 3, no. 1, pp. 33–40, Jun. 2023, doi: 10.24042/ijecs.v3i1.18252.
- [19] R. Hardianto, "PERAMALAN PENJUALAN TEH HIJAU DENGAN METODE ARIMA (STUDI KASUS PADA PT. MK)," 2022.
- [20] F. N. Sorlury, C. E. Mongi, and N. Nainggolan, "Penggunaan Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Untuk Meramalkan Nilai Tukar Petani (NTP) di Provinsi Sulawesi Utara," *d'Cartesian: Jurnal Matematika dan Aplikasi*, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.unsra.ac.id/index.php/decartesian>
- [21] J. E. Saputra and W. Febrianti, "Application of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) for Forecasting Inflation Rate in Indonesia," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 21, no. 2, pp. 382–396, Jan. 2025, doi: 10.20956/j.v21i2.36609.
- [22] W. Nurlela *et al.*, "Analisis Metode Moving Average, Exponential Smoothing, dan Arima dalam Peramalan Permintaan untuk Pengendalian Stok Floor Rear (Studi Kasus : PT. SAI)," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, vol. 4, no. 3, pp. 1066–1075, 2025.