

Implementasi Prediksi Ketersediaan Stok Penjualan Di Koperasi Hita Loka Tara Dengan Metode ARIMA

1st Yayuk Agustina

Program Studi Informatika

Universitas Telkom, Kampus Surabaya,
Surabaya, Indonesia

[yayukagustina@student.telkomuniversi
ty.ac.id](mailto:yayukagustina@student.telkomuniversi
ty.ac.id)

2nd Rizky Fenaldo Maulana

Program Studi Informatika

Universitas Telkom, Kampus Surabaya,
Surabaya, Indonesia

[rizkyfenaldo@student.telkomuniversi
.ac.id](mailto:rizkyfenaldo@student.telkomuniversi
.ac.id)

3rd Daud Muhajir

Program Studi Informatika

Universitas Telkom, Kampus Surabaya,
Surabaya, Indonesia

[daudmuhajir@student.telkomuniversi
.ac.id](mailto:daudmuhajir@student.telkomuniversi
.ac.id)

Abstrak — Koperasi Hita Loka Tara merupakan koperasi mahasiswa Universitas Telkom Surabaya yang menyediakan berbagai kebutuhan harian seperti makanan, minuman, dan alat tulis. Sistem manajemen stok yang masih manual menyebabkan rendahnya efisiensi dan ketepatan perencanaan persediaan. Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini mengimplementasikan metode ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average), yaitu metode statistik yang digunakan untuk menganalisis serta memprediksi data deret waktu berdasarkan pola historis. ARIMA menggabungkan komponen Autoregresi (AR), *Differencing* (I), dan Moving Average (MA) dalam membentuk pola estimasi nilai masa depan. Metode ini diterapkan dalam sistem prediksi penjualan berbasis web untuk mendukung pengambilan keputusan berdasarkan data yang tersedia. Data penjualan selama 50 minggu dari lima kategori produk terlaris diproses melalui tahap pra-proses, uji stasioneritas (ADF), analisis ACF dan PACF, pemodelan arima, serta evaluasi menggunakan MAPE dan RMSE. Hasil prediksi disajikan dalam dashboard web interaktif untuk memudahkan pemantauan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kategori Minuman memiliki performa terbaik dengan MAPE 13,35% dan RMSE 147,63, sedangkan kategori AICE menunjukkan akurasi terendah dengan MAPE 75,21% dan RMSE 47,75 akibat fluktuasi data yang tinggi. Secara keseluruhan, arima efektif dalam memprediksi stok, namun kurang optimal pada data yang sangat fluktuatif.

Kata kunci—ARIMA, prediksi stok penjualan, sistem berbasis web, manajemen koperasi, MAPE, RMSE.

I. PENDAHULUAN

Sistem persediaan merupakan mekanisme yang digunakan untuk mengatur stok barang di gudang[1]. Manajemen persediaan yang efisien sangat penting untuk menjaga kelancaran operasional, stabilitas finansial, dan kepuasan pelanggan. Dalam konteks koperasi, seperti Koperasi Hita Loka Tara yang menyediakan kebutuhan sehari-hari bagi warga kampus, pengelolaan stok yang optimal menjadi kunci keberhasilan. Namun, permasalahan seperti ketidakseimbangan stok, keterlambatan dalam pemantauan data, serta belum optimalnya penggunaan teknologi menyebabkan risiko

kekurangan atau kelebihan barang. Untuk mengatasinya, koperasi memerlukan sistem yang mampu memprediksi kebutuhan stok secara akurat berdasarkan data historis penjualan.

Data penjualan historis mencerminkan pola permintaan yang dapat dianalisis untuk meramalkan kebutuhan masa depan. Salah satu metode yang terbukti efektif untuk tujuan ini adalah ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average). ARIMA mampu menangkap pola tren dan fluktuasi acak dalam data penjualan, serta mengubah data non-stasioner menjadi stasioner melalui proses *differencing*. Sejumlah penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ARIMA menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi tinggi dalam berbagai sektor penjualan, seperti suku cadang, produk konsumen, hingga kendaraan[2].

Untuk meningkatkan efisiensi dan ketepatan prediksi, metode ARIMA dapat diintegrasikan ke dalam sistem berbasis web. Integrasi ini memungkinkan pemantauan data penjualan secara real-time, penyajian hasil prediksi secara otomatis, dan pengambilan keputusan yang lebih cepat dan responsif. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi web prediktif dengan ARIMA guna membantu koperasi memperkirakan kebutuhan stok secara lebih sistematis. Dengan pendekatan ini, koperasi dapat menghindari kekurangan atau kelebihan stok, meningkatkan efektivitas pelayanan, serta mengoptimalkan operasional dengan dukungan teknologi yang adaptif dan akurat[3].

II. KAJIAN TEORI

A. *AutoRegressive Integrated Moving Avarage* (ARIMA)
ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Avarage*) adalah salah satu metode analisis deret waktu yang digunakan untuk memodelkan serta memprediksi data historis yang menunjukkan pola autokorelasi[4].

Model ARIMA dinyatakan dengan notasi (p,d,q), yaitu:

- P: jumlah lag yang digunakan dalam komponen *AutoRegressive* (AR).
- D: Tingkat *differencing* yang diperlukan untuk membuat data menjadi stasioner (I).

- Q: jumlah lag residual yang digunakan dalam komponen *Moving Avarage* (MA).

ARIMA memprediksi nilai masa depan berdasarkan data masa lalu (AR), membuat data menjadi stasioner (I), dan memperbaiki error prediksi dengan residual sebelumnya (MA). Secara umum, prosesnya melibatkan identifikasi parameter, uji stasioneritas, *differencing*, dan analisis plot ACF serta PACF[5].

Ketiga komponen digabungkan dalam model ARIMA (p, d, q) untuk memprediksi nilai berdasarkan data historis dan residual masa lalu. Menghasilkan persamaan:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t \quad (1)$$

$$- \theta_{p+1} \epsilon_{t-1} - \theta_{p+2} \epsilon_{t-2} - \dots$$

$$- \theta_{p+q} \epsilon_{t-p}$$

Dimana:

- Y_t : ini adalah nilai variabel pada waktu t .
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: Koefisien autoregressive (AR) yang menggambarkan seberapa besar pengaruh nilai-nilai masa lalu dari variabel Y terhadap nilai saat ini.
- $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$: nilai-nilai variable Y pada waktu-waktu sebelumnya.
- ϵ_t : ini adalah komponen error atau noise (gangguan acak) pada waktu t .
- $\theta_1 \epsilon_{t-1}, \theta_2 \epsilon_{t-2}, \dots, \theta_p \epsilon_{t-p}$: ini adalah komponen MA, yaitu pengaruh error masalalu terhadap Y_t [6].

B. Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Augmented Dickey-Fuller (ADF) adalah metode statistik yang digunakan untuk menguji apakah suatu data time series bersifat stasioner atau tidak.

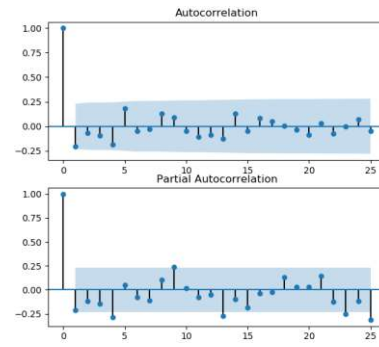
Jika nilai p-value dari uji ADF lebih kecil dari tingkat signifikansi (0,05), maka H_0 ditolak, artinya data dianggap stasioner. ADF dihitung menggunakan persamaan regresi berikut:

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_t + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (2)$$

Dimana:

- Y_t adalah nilai time series pada waktu t .
- $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ adalah perubahan dari time series.
- α adalah konstanta.
- βt adalah tren waktu (optional, jika menguji adanya tren).
- γ adalah parameter yang mengukur adanya akar unit.
- δ_i adalah koefisien autoregressive dari lag i .
- P adalah jumlah lag dalam mode.
- ϵ_t adalah error term.

C. Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF)



GAMBAR 1
(CONTOH PLOT ACF/PACF)

ACF dan PACF adalah dua alat penting dalam analisis deret waktu yang digunakan untuk mengukur hubungan antara nilai – nilai data pada periode yang berbeda.

ACF mengukur korelasi antara nilai saat ini dengan nilai pada beberapa lag (waktu sebelumnya). ACF memberikan hubungan linier menyeluruh dalam data deret waktu dan dihitung dengan persamaan:

$$P_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t-k})}{Var(Y_t)} \quad (3)$$

Dimana:

- P_k adalah koefisien autocorrelation pada lag ke k .
- $Cov(Y_t, Y_{t-k})$ adalah konvarians antara nilai Y_t dan Y_{t-k} .
- $Var(Y_t)$ adalah varians dari Y_t .

PACF mengukur korelasi antara nilai saat ini dengan nilai pada lag tertentu, setelah menghilangkan pengaruh dari lag – lag diantaranya. PACF focus pada hubungan langsung dan dihitung dengan persamaan:

$$\phi_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t-k})}{\sqrt{Var(Y_t) \cdot Var(Y_{t-k})}} \quad (4)$$

Dimana:

- ϕ_k adalah koefisien autoregressive pada lag ke k .
- $Cov(Y_t, Y_{t-k})$ adalah kovarians antara nilai Y_t dan Y_{t-k} .
- $Var(Y_t)$ dan $Var(Y_{t-k})$ adalah varians Y_t dan Y_{t-k} .

ACF digunakan untuk menentukan nilai q (orde dari Moving Avarage), sementara PACF digunakan untuk menentukan nilai p (orde dari Autogressive) dalam pemodelan ARIMA[7].

D. MAPE

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah metode statistik yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data actual dalam bentuk persentase[2].

MAPE dihitung dengan mengambil selisih nilai actual dan prediksi, membaginya dengan nilai actual, lalu dikalikan 100%, dan dirata – ratakan. Persamaan MAPE secara matematis ditulis sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \times 100\%}{n} \quad (5)$$

Dimana:

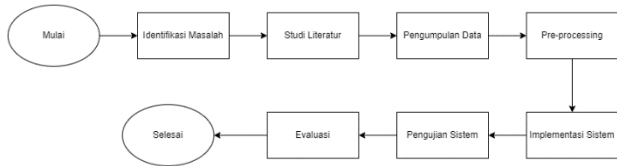
- Y_t adalah nilai aktual (nilai sebenarnya pada waktu t).
- $\hat{Y}_t$ adalah nilai prediksi pada waktu t .
- n adalah jumlah total data.

E. RMSE

Root Mean Square Error (RMSE) lebih mudah dipahami dibandingkan dengan Mean Square Error (MSE) karena menggunakan skala pengukuran yang sama dengan data yang dianalisis[8].

III. METODE

A. Metodologi Penelitian



GAMBAR 2
(FLOWCHART METODOLOGI PENELITIAN)

1. Identifikasi Masalah

Berdasarkan identifikasi, ditemukan bahwa Koperasi Hita Loka Tara menghadapi kendala dalam memprediksi ketersediaan stok penjualan. Hal ini sering kali menyebabkan ketidak seimbangan antara permintaan dan persediaan. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem prediksi stok penjualan yang dapat diimplementasikan menggunakan metode ARIMA dan berbasis web untuk mempermudah pengelolaan serta monitoring stok secara efektif efisien.

2. Studi Literatur

Studi literatur mendukung ARIMA berbasis web untuk prediksi stok, meningkatkan efisiensi, aksesibilitas, dan mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan persediaan koperasi.

3. Pengumpulan Data

Pengumpulan data, diperoleh dari laporan koperasi, yaitu data historis permintaan barang selama 50 minggu sebelum tahun 2025, meliputi informasi mengenai penjualan di Koperasi Hita Loka Tara. Data tersebut digunakan sebagai referensi untuk memprediksi penjualan di masa mendatang. Semakin banyak data permintaan yang tersedia pada sebelumnya, semakin akurat prediksi permintaan untuk periode berikutnya. Dalam penelitian ini, fokus data yang digunakan adalah 5 kategori produk dengan 1 merek dari masing – masing kategori terlaris yang sering menjadi pilihan utama konsumen di koperasi.

4. Pre-processing

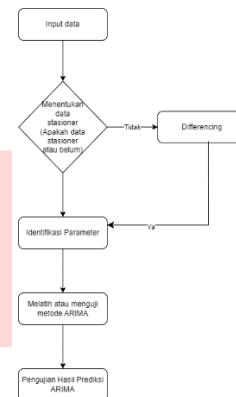
Pre-processing data yang di dapatkan dari laporan koperasi dilakukan seleksi fitur, yaitu memilih atribut – atribut yang relevan dan berpengaruh langsung terhadap proses prediksi, seperti tanggal penjualan, jumlah permintaan, nama produk, dan kategori. Setelah itu pada tahap selanjutnya data diubah menjadi format mingguan berdasarkan hari kerja, yaitu Senin hingga Jumat, dengan menetapkan tanggal awal dan akhir tiap minggunya, seperti 01-01-2024 hingga 05-01-2024, dan seterusnya.

Lalu pada tahapan terakhir adalah pemilihan kategori terlaris berdasarkan total permintaan mingguan, dimana dipilih 5 katgori utama dan 1 item dengan penjualan tertinggi atau paling banyak untuk dianalisis lebih lanjut.

5. Implementasi Sitem

Pada tahap implementasi sistem, dilakukan penerapan model ARIMA untuk memprediksi penjualan dan implementasi web.

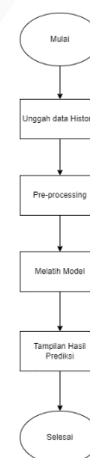
a. Implementasi ARIMA



GAMBAR 3
(ALUR FLOWCHART IMPLEMENTASI ARIMA)

Pada gambar 3 flowchart menggambarkan tahapan proses dalam penerapan model ARIMA untuk prediksi penjualan di Koperasi Hita Loka Tara. Proses dimulai dari input data penjualan minggu selama 50 minggu, kemudian dilakukan pengujian stasioneritas untuk memastikan bahwa data memiliki rata – rata dan varians yang konstan. Jika data tidak stasioner, tahap selanjutnya adalah identifikasi parameter ARIMA, yaitu nilai p (autoregressive), d (differencing), dan q (moving average) melalui analisis ACF dan PACF. Setelah model terbentuk, dilakukan pengujian hasil prediksi. Seluruh proses ini bertujuan mendukung perencanaan dan pengelolaan stok penjualan koperasi secara lebih efisien dan tepat waktu.

b. Implementasi WEB



GAMBAR 4
(FLOWCHART IMPLEMENTASI WEB)

Pada gambar 4 flowchart menunjukkan alur sistem prediksi penjualan otomatis mulai dari unggah data, pre-processing, pelatihan model ARIMA, hingga visualisasi hasil prediksi dalam bentuk dashboard informatif.

6. Evaluasi

Evaluasi model menggunakan MAPE dan RMSE, yang masing – masing mengukur kesalahan prediksi dalam satuan asli dan persentase. Nilai RMSE dan MAPE yang rendah menunjukkan akurasi model yang tinggi. Sistem ini dilengkapi dashboard interaktif untuk memantau tren penjualan dan akurasi prediksi.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, dilakukan beberapa Langkah awal untuk memastikan data yang di dapatkan lengkap dan dapat diolah lebih lanjut. Tahapan – tahapan tersebut antara lain:

1. Perolehan Data

TABEL 1

(DATA PENJUALAN TRANSAKSI KOPERASI HITA LOKA TARA)

Outlet	Outlet 1	Outlet 1		Outlet 1	Outlet 1
Receipt Number	GJZAIW	GJZAIW		TSA0N L	QH7AW B
Time	15:49:54	15:49:33		15:46:17	15:42:04
Date	1-1-2023	1-1-2023		31-12-2024	31-12-2024
Category	Titipan	Snack		Titipan	Titipan
Brand	unbranded	unbranded			
Items	Sate Usus	Mi Boyki		Seblak Kecil	Nasi Cakot
Variant		16gr			All Variant
SKU					
Quantity	1	1		1	1
Modifier applied					
Discount applied					
Gross sale	12000	2000		2000	7000
Discount	0	0		0	0
Refunds	0	0		0	0
Net sales	12000	2000		2000	7000
Gratuity	0	0		0	0
Tax	0	0		0	0
Sales Type	No sales type	No sales type		No sales type	No sales type
Collected By	Koperasi Hita Loka Tara	Koperasi Hita loka tara		Koperas i hita loka tara	Koperasi hita loka tara
Served By					
Custome r					
Payment Method	Bank transfer	cash		cash	cash
Event Type	payment	payment		payment	payment
Reason of Refund					

Hasil perolehan data yang digunakan sebagai dasar analisis penjualan. data ini diperoleh dari historis data transaksi penjualan yang telah tercatat secara sistematis selama periode pengamatan. Dataset ini berisi 710.263 baris dan 25 kolom, mencatat detail setiap transaksi penjualan.

2. Pre-processing

Pada tahap pre- processing, beberapa langkah dilakukan secara bertahap untuk menyiapkan data agar digunakan dalam proses pemodelan. Adapun tahapan yang dilakukan sebagai berikut:

a. Seleksi Atribut

Pada tahap ini, data yang diperoleh dilakukan seleksi fitur yaitu data penjualan dianalisis untuk memahami struktur dan informasi di dalamnya sebelum dilakukan peramalan.

TABEL 2
(HASIL SELEKSI ATRIBUT)

Atribut/ variable
Date
Category (Kategori)
Items (Nama item)
Quantity (Jumlah)

Pada tabel 2 diatas adalah hasil seleksi fitur yang dihasilkan. Data awal terdiri dari 710.203 baris dan 25 atribut, namun disederhanakan menjadi 7 atribut paling relavan: tanggal Date), nama item (Items), Kategori (Category), jumlah penjualan (Quantity), serta atribut tambahan berupa satuan, minggu, dan periode (tanggal mulai dan selesai. Pemilihan atribut ini bertujuan menyederhanakan struktur data tanpa mengurangi informasi penting.

b. Pengecekan Missing Value

Pada tahap ini dilakukan pengecekan terhadap nilai kosong (missing value) pada setiap baris dan kolom data. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang akan dianalisis tidak mengandung kekosongan yang dapat mengganggu hasil analisis.

TABEL 3
(HASIL PENGECEKAN MISSING VALUE)

Atribut	Missing Value
Date	0
Category	0
Items	0
Quantity	0

Berdasarkan hasil pemeriksaan pada tabel 3 terhadap data seluruh atribut utama yang terdiri dari Date, Time, Category, Items, dan Quantity tidak memiliki nilai atau baris dan kolom yang hilang (missing value). Hal ini ditunjukkan oleh jumlah missing value sebesar 0 pada masing-masing kolom tersebut.

c. Pengelompokkan Perminggu

Padatahap ini dari dataset dilakukan pengelompokkan setiap minggunya dan dipilih atribut yang termasuk ke dalam pemilihan atribut yaitu dengan 7 atribut diantaran

ya, Minggu, Start Date, End Date, Category, Items, Satuan, dan Quantity.

d. Pemilihan 5 Top Kategori Dan Item Terlaris

Pada tahap ini dilakukan pemilihan 5 produk dengan tingkat penjualan tertinggi untuk mendukung proses perencanaan stok.

TABEL 4
(HASIL PEMILIHAN 5 KATEGORI DAN ITEM)

Kategori	Item
AICE	Miki Miki Cokelat Aice
Minuman	Cheers 600ml
Pantry	Air Seduh
Snack	Makroni Mang Asep
Titipan	Jajan Mbak Wulan

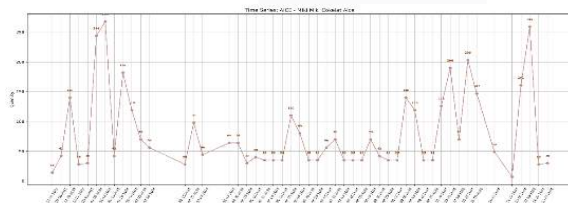
Tabel 4 diatas menyajikan hasil pemilihan 5 top kategori dan item terlaris berdasarkan data penjualan yang telah melalui tahap prapemrosesan, yaitu pengelompokkan data penjualan perminggu. Setelah data dikelompokkan, dilakukan pemilihan 1 item dengan jumlah penjualan tertinggi dari masing – masing kategori.

B. Hasil Modelling ARIMA

Pada tahap ini, dilakukan proses pemodelan menggunakan metode ARIMA terhadap lima kategori produk terlaris yang telah diperoleh dari hasil pra-pemrosesan data, Masing-masing kategori diuji secara terpisah untuk menentukan kombinasi parameter ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC yang terkecil.

a. Kategori AICE Item Miki Miki Cokelat Aice

1. Hasil Time Series



GAMBAR 5
(HASIL TIME SERIES KATEGORI AICE)

Plot data time series kategori AICE menunjukkan fluktuasi penjualan mingguan produk Miki Miki Cokelat Aice dari Desember 2023–2024. Penjualan tertinggi mencapai 268unit pada Januari, dan terendah 7 unit di November. Pola ekstrem tanpa musiman menunjukkan permintaan yang sangat tidak stabil

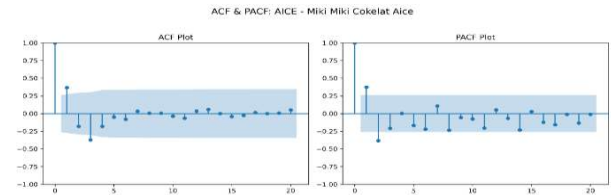
2. Hasil Uji Stasioner (ADF)

TABEL 5
(HASIL UJI ADF KATEGORI AICE)

ADF P-Value (Actual)	0.0713
ADF P-Value (After Differencing)	0.0000
Differencing	1

Nilai ADF awal 0.0713 menunjukkan data belum stasioner, setelah *differencing* p-value 0.0000, data menjadi stasioner dan dilakukan *differencing* 1 kali.

3. Hasil Plot ACF/PACF



GAMBAR 6
(HASIL PLOT ACF/PACF KATEGORI AICE)

Plot ACF dan PACF menunjukkan spike signifikan pada lag ke-1 dan ke-3. Hal ini menunjukkan perlunya komponen AR(1) dan MA(1,3).

Kombinasi orde AR dan MA disusun berdasarkan analisis ACF dan PACF, dengan nilai *differencing* $d=0$ untuk memastikan kestabilan data, sehingga model ARIMA lebih optimal dan sesuai dapat dilihat pada tabel.

TABEL 6
(HASIL KOMBINASI MODEL ARIMA)

Model Kombinasi ARIMA(p,d,q)	Alasan terbentuknya model
ARIMA (1,0,1)	Lag-1 PACF pada parameter AR yang signifikan tanpa melakukan <i>differencing</i> ($d=0$)
ARIMA (0,0,3)	Lag-3 ACF pada parameter AR yang signifikan tanpa melakukan <i>differencing</i> ($d=0$)

4. Pengujian Dependensi Residual

TABEL 7
(HASIL UJI RESIDUAL KATEGORI AICE)

Model	P-Value	Keputusan
ARIMA (1,0,1)	0.851	White noise
ARIMA (0,0,3)	0.962	White noise

Nilai p-value tinggi menunjukkan residual ARIMA (1,0,1) dan (0,0,3) bersifat acak, memenuhi asumsi *white noise* karena p-value >0.05 .

5. Penentuan Model Terbaik

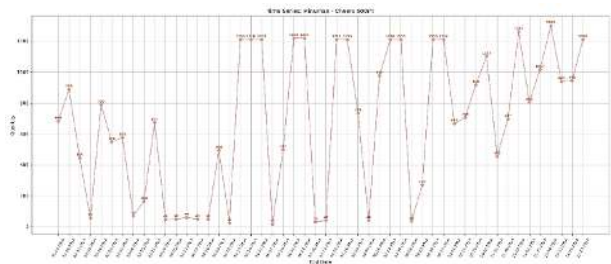
TABEL 8
(HASIL MODEL ARIMA TERBAIK KATEGORI AICE)

Model	AIC
ARIMA (1,0,1)	528.70
ARIMA (0,0,3)	521.12

ARIMA (0,0,3) dipilih karena AIC 521,12 terendah, menunjukkan model efisien, cocok dengan data, dan menghindari overfitting meski ada parameter tidak signifikan.

b. Kategori Minuman Item Cheers 600ml

1. Hasil Time Series



GAMBAR 7
(HASIL TIME SERIES KATEGORI MINUMAN)

Plot penjualan mingguan Minuman Cheers 600ml menunjukkan tren peningkatan signifikan, dengan puncak konsisten 1210 – 1220unit dan lonjakan tajam sejak pertengahan tahun, mencerminkan permintaan stabil dan tinggi.

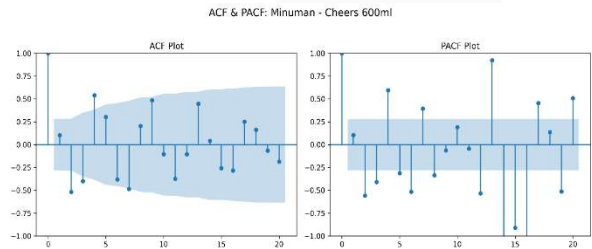
2. Hasil Uji Stasioner (ADF)

TABEL 9
(HASIL UJI ADF KATEGORI MINUMAN)

ADF P-Value (Actual)	0.8300
ADF P-Value (After Differencing)	0.0335
Differencing	1

P-value awal 0.8300 menunjukkan data belum stasioner, namun setelah *differencing* satu kali, p-value turun menjadi 0.0335 dan stasioner.

3. Hasil plot ACF/PACF



GAMBAR 8
(HASIL PLOT ACF/PACF KATEGORI MINUMAN)

Plot ACF dan PACF menunjukkan spike signifikan pada lag ke-2 dan ke-3, menunjukkan parameter AR(2,3) dan MA(2,3). Kombinasi AR dan MA dibentuk berdasarkan pola ACF-PACF dan hasil uji stasioneritas, agar model ARIMA yang dihasilkan sesuai karakteristik data dan menghasilkan prediksi yang akurat.

TABEL 10
(HASIL KOMBINASI MODEL ARIMA KATEGORI MINUMAN)

Model KombinasiARIMA(p,d,q)	Alasan terbentuknya model
ARIMA (2,1,2)	Lag-2 pada plot ACF pada parameter MA yang signifikan dan lag-3 PACF pada parameter AR yang signifikan dengan melakukan <i>differencing</i> 1 kali (d=1)
ARIMA (3,1,3)	Lag-3 ACF pada parameter AR yang signifikan dengan melakukan <i>differencing</i> 1 kali (d=1)

4. Pengujian Dependensi Residual

TABEL 11
(HASIL UJI RESIDUAL KATEGORI MINUMAN)

Model	P-Value	Keputusan
ARIMA (2,1,2)	0.473	White noise
ARIMA (3,1,3)	0.957	White noise

Nilai p-value > 0.05 menunjukkan residual ARIMA (2,1,2) dan (3,1,3) acak, memenuhi asumsi *white noise*.

5. Penentuan Model Terbaik

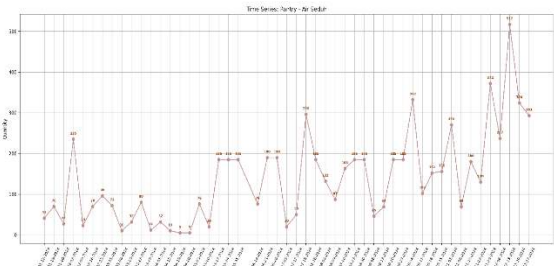
TABEL 12
(HASIL MODEL ARIMA TERBAIK KATEGORI MINUMAN)

Model	AIC
ARIMA (2,1,2)	639.91
ARIMA (3,1,3)	627.26

ARIMA (3,1,3) dipilih karena AIC 627,26 lebih rendah, menunjukkan keseimbangan terbaik antara akurasi, kesederhanaan, dan penyesuaian data.

c. Kategori Pantry item air seduh

1. Hasil Time Series



GAMBAR 9
(HASIL TIME SERIES KATEGORI PANTRY)

Grafik Air Seduh menunjukkan tren peningkatan stabil sejak Juli 2024, dari penjualan rendah menjadi puncak 157 unit di Desember.

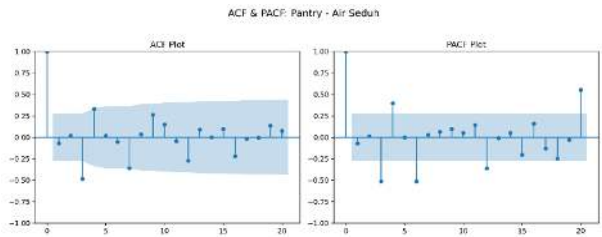
2. Hasil Uji Stasioner (ADF)

TABEL 13
(HASIL UJI ADF KATEGORI PANTRY)

ADF P-Value (Actual)	0.9950
ADF P-Value (After Differencing)	0.0065
Differencing	1

P-value awal 0.9950 menunjukkan data belum stasioner; setelah *differencing* satu kali, p-value 0.0065 menandakan data telah stasioner.

3. Hasil Plot ACF/PACF



GAMBAR 10
(HASIL PLOT ACF/PACF KATEGORI PANTRY)

Hasil Plot ACF dan PACF pada gambar 10 menunjukkan spike signifikan pada lag ke-3, menunjukkan parameter AR dan MA orde 3 dalam model, sehingga AR dan MA (3,3). Kombinasi parameter AR dan MA disusun berdasarkan pola ACF dan PACF serta uji stasioneritas, untuk memastikan model ARIMA optimal dan sesuai dengan karakteristik data penjualan mingguan.

TABEL 14
(HASIL KOMBINASI MODEL ARIMA KATEGORI PANTRY)

Model	Alasan terbentuknya model
KombinasiARIMA(p,d,q)	
ARIMA (3,1,2)	Lag-2 pada plot ACF pada parameter MA yang signifikan dan lag-3 PACF pada parameter AR yang signifikan tanpa 0 (d=0)
ARIMA (3,1,3)	Lag-3 ACF pada parameter AR yang signifikan tanpa 0 (d=0)

4. Pengujian Dependensi Residual

TABEL 15
(HASIL UJI RESIDUAL KATEGORI PANTRY)

Model	P-Value	Keputusan
ARIMA (3,1,2)	0.948	White noise

P-value 0.948 menunjukkan residual ARIMA (3,1,2) acak, memenuhi asumsi *white noise*, sehingga model layak untuk peramalan.

5. Penentuan Model Terbaik

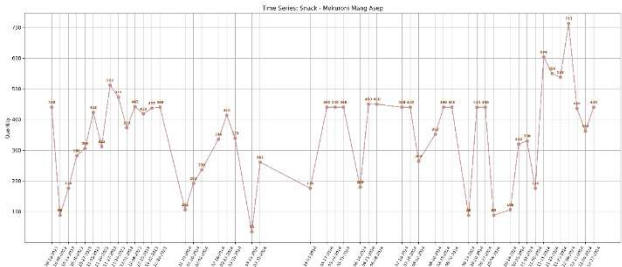
TABEL 16
(HASIL MODEL ARIMA TERBAIK KATEGORI PANTRY)

Model	AIC
ARIMA (3,1,2)	499.24

Model ARIMA (3,1,2) dengan AIC 499,24 menunjukkan keseimbangan baik antara kompleksitas dan akurasi, sehingga dianggap optimal untuk kategori Pantry.

d. Kategori Snack Item Makroni Mang Asep

1. Hasil Time Series



GAMBAR 11
(HASIL TIME SERIES KATEGORI SNACK)

Penjualan mingguan Makaroni Mang Asep stabil tinggi sejak September 2023, mayoritas di atas 400 unit, menunjukkan permintaan konsisten dan kuat.

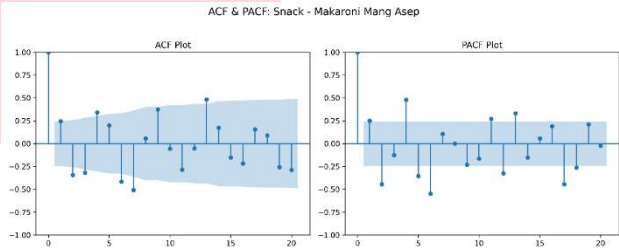
2. Hasil Uji Stasioner (ADF)

TABEL 17
(HASIL UJI ADF KATEGORI SNACK)

ADF P-Value (Actual)	0.3735
ADF P-Value (After Differencing)	0.0000
Differencing	1

P-value awal 0.3735 menunjukkan data belum stasioner; setelah *differencing* satu kali, p-value 0.0000 menunjukkan data telah stasioner.

3. Hasil PlotACF/PACF



GAMBAR 12
(HASIL PLOT ACF/PACF KATEGORI SNACK)

Plot PACF menunjukkan spike pada lag ke-1 dan ke-5, sedangkan ACF pada lag ke-1, menunjukkan perlunya komponen AR(1 dan 5) dan MA(1) dalam pemodelan ARIMA.

Kombinasi AR dan MA disusun berdasarkan hasil ACF dan PACF, dengan *differencing* satu kali, untuk memastikan model ARIMA stabil dan sesuai karakteristik data penjualan mingguan

TABEL 18
(HASIL KOMBINASI MODEL ARIMA KATEGORI SNACK)

Model	Alasan terbentuknya model
KombinasiARIMA(p,d,q)	
ARIMA (1,0,1)	Lag-1 pada plot ACF pada parameter MA yang signifikan dan lag-1 PACF pada parameter AR yang signifikan tanpa 0 (d=0)
ARIMA (5,0,0)	Lag-5 PACF pada parameter AR yang signifikan tanpa 0 (d=0)

4. Pengujian Dependensi Residual

TABEL 19
(HASIL UJI RESIDUAL KATEGORI SNACK)

Model	P-Value	Keputusan
ARIMA (1,0,1)	0.000	Tidak Memiliki <i>White noise</i>
ARIMA (5,0,0)	0.804	<i>White noise</i>

Model ARIMA (1,0,1) memiliki residual yang tidak bersifat acak (p-value 0,000), sedangkan ARIMA (5,0,0) memiliki residual acak (p-value 0,804), sehingga dinilai lebih baik berdasarkan kriteria *white noise*.

5. Penentuan Model Terbaik

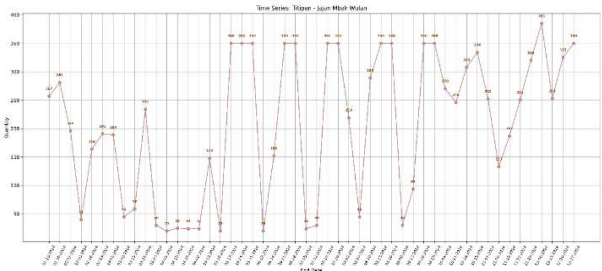
TABEL 20
(HASIL MODEL ARIMA TERBAIK KATEGORI SNACK)

Model	AIC
ARIMA (1,0,1)	768.47
ARIMA (5,0,0)	743.76

ARIMA (5,0,0) dipilih karena AIC lebih rendah, residual *white noise*, dan mampu menangkap pola data secara efisien tanpa *differencing*.

e. Kategori Titipan Item Jajan Mbak Wulan

1. Hasil Time Series



GAMBAR 13
(HASIL TIME SERIES KATEGORI TITIPAN)

Pada gambar 13 grafik penjualan mingguan Jajan Mbak Wulan menunjukkan pola musiman dengan puncak berulang dan permintaan konsisten meski sempat turun di April–Agustus.

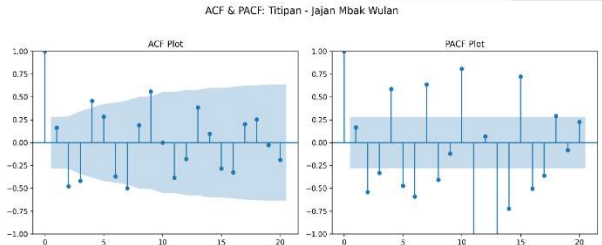
2. Hasil Uji Stasioner (ADF)

TABEL 21
(HASIL UJI ADF KATEGORI TITIPAN)

ADF P-Value (Actual)	0.83276
ADF P-Value (After Differencing)	0.0472
Differencing	1

P-value awal 0.8327 menunjukkan data tidak stasioner; setelah satu kali *differencing*, p-value 0.048 menandakan data telah stasioner.

3. Hasil Plot ACF/PACF



GAMBAR 14
(HASIL PLOT ACF/PACF KATEGORI TITIPAN)

Plot PACF menunjukkan spike signifikan pada lag ke-2 dan ke-3, sedangkan ACF pada lag ke-2, menunjukkan perlunya komponen AR(2) dan MA(2/3) dalam model ARIMA. Kombinasi orde AR dan MA disusun berdasarkan hasil ACF, PACF, dan uji stasioneritas, agar model ARIMA

optimal, stabil, serta sesuai karakteristik data penjualan mingguan secara efisien.

TABEL 22
(KOMBINASI MODEL ARIMA KATEGORI TITIPAN)

Model Kombinasi ARIMA(p,d,q)	Alasan terbentuknya Model
ARIMA (2,1,2)	Lag-2 pada plot PACF dan lag-2 pada plot ACF yang signifikan dengan <i>differencing</i> 1 (ADF = 1)
ARIMA (3,1,2)	Lag-3 pada plot PACF dan lag-2 pada plot ACF yang signifikan dengan <i>differencing</i> 1 (ADF = 1)

4. Pengujian Dependensi Residual

TABEL 23
(HASIL UJI RESIDUAL KATEGORI TITIPAN)

Model	P-Value	Keputusan
ARIMA (2,1,2)	0.708	White noise
ARIMA (3,1,2)	0.965	White noise

P-value 0.708 dan 0.965 menunjukkan <0.05 , residual ARIMA (2,1,2) dan (3,1,2) memiliki sifat acak, memenuhi asumsi *white noise*.

5. Penentuan Model Terbaik

TABEL 24
(HASIL MODEL ARIMA TERBAIK KATEGORI TITIPAN)

Model	AIC
ARIMA (2,1,2)	513.92
ARIMA (3,1,2)	500.63

Model ARIMA (3,1,2) dipilih karena nilai AIC 500,63 lebih rendah dari ARIMA (2,1,2), menunjukkan efisiensi lebih baik.

C. Evaluasi dan Prediksi

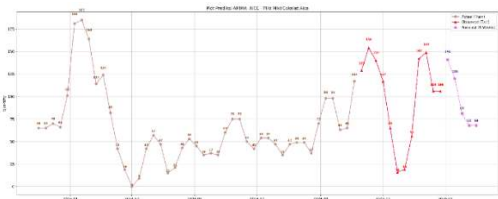
Evaluasi dilakukan pada 5 kategori dengan pembagian data 80% latih dan 20% uji. Digunakan metrik MAPE dan RMSE untuk menilai akurasi prediksi, di mana nilai yang lebih kecil menunjukkan performa model yang lebih baik dalam menangkap pola historis dan meminimalkan kesalahan prediksi.

1. Kategori AICE

TABEL 25
(HASIL EVALUASI KATEGORI AICE)

Train test size	MAPE	RMSE
80:20	75.21%	47.75

MAPE 75,21% menunjukkan akurasi rendah pada prediksi AICE, meski RMSE 47,75 kecil, fluktuasi tinggi membuat model kurang efektif menangkap pola.



GAMBAR 15
(HASIL GRAFIK PREDIKSI KATEGORI AICE)

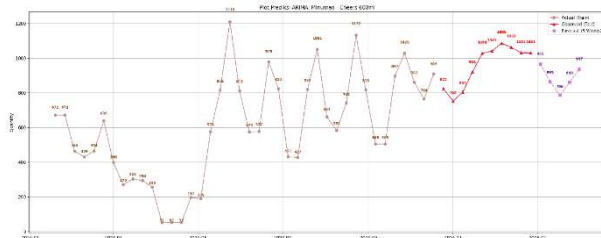
Gambar 15 menunjukkan hasil prediksi ARIMA (5,0,0) dengan tren menurun dari 141 ke 68 unit, lalu stabil, menunjukkan penurunan permintaan setelah puncak penjualan.

2. Kategori Minuman

TABEL 26
(HASIL EVALUASI KATEGORI MINUMAN)

Train test size	MAPE	RMSE
80:20	13.35%	147.63

Model ARIMA kategori Minuman efektif, dengan MAPE 13,35% menunjukkan akurasi tinggi, RMSE 147,63 wajar karena volume penjualan besar.



GAMBAR 16
(HASIL GRAFIK PREDIKSI KATEGORI MINUMAN)

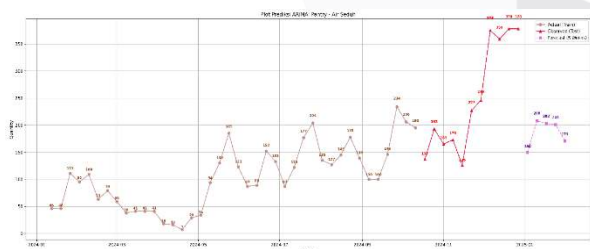
Model ARIMA Cheers 600ml menangkap pola musiman dengan baik, prediksi akurat dan proyeksi lima minggu ke depan menunjukkan tren naik turun konsisten.

3. Kategori Pantry

TABEL 27
(HASIL EVALUASI KATEGORI PANTRY)

Train test size	MAPE	RMSE
80:20	29.20%	112.42

Model ARIMA kategori Pantry hasilkan MAPE 29,20% (akurasi sedang) dan RMSE 112,42, menunjukkan prediksi belum sepenuhnya menangkap pola penjualan mingguan.



GAMBAR 17
(HASIL GRAFIK PREDIKSI KATEGORI PANTRY)

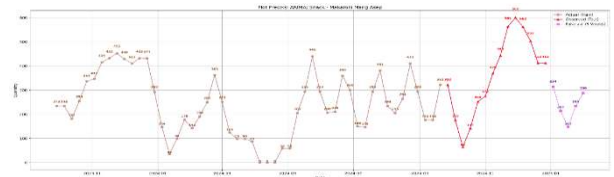
Model ARIMA Air Seduh tangkap tren naik dan fluktuasi, prediksi stabil, residual *white noise*, menunjukkan representasi pola historis yang baik.

4. Kategori Snack

TABEL 28
(HAIL EVALUASI KATEGORI SNACK)

Train test size	MAPE	RMSE
80:20	47.04%	204.49

Model ARIMA pada kategori Snack kurang akurat, dengan MAPE sebesar 47,04% dan RMSE sebesar 204,49 yang tinggi akibat variasi data dan lonjakan yang tidak terduga.



GAMBAR 18
(HASIL GRAFIK PREDIKSI KATEGORI SNACK)

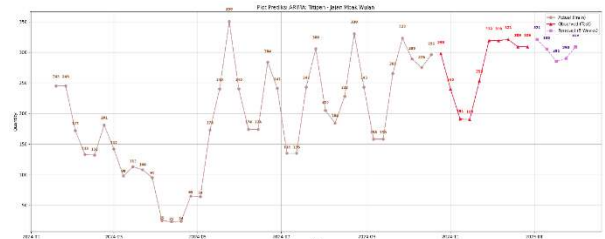
Model ARIMA Makaroni Mang Asep tangkap pola musiman dan fluktuasi dengan baik, prediksi wajar, residual normal dan *white noise*, menunjukkan kestabilan model.

5. Kategori Titipan

TABEL 29
(HASIL EVALUASI KATEGORI TITIPAN)

Train test size	MAPE	RMSE
80:20	18.26%	53.37

Model ARIMA kategori Titipan cukup akurat, MAPE 18,26% dan RMSE 53,37 menunjukkan prediksi konsisten dan selisih terhadap data aktual rendah.



GAMBAR 19
(HASIL GRAFIK PREDIKSI KATEGORI TITIPAN)

Dari gambar 19 hasil grafik model ARIMA Jajan Mbak Wulan menangkap pola musiman dan fluktuasi dengan baik, prediksi stabil mencerminkan permintaan konsisten dengan variasi penjualan yang relatif ringan.

D. Hasil tampilan WEB



GAMBAR 20
(HASIL TAMPILAN WEB UNGGAH DATA)

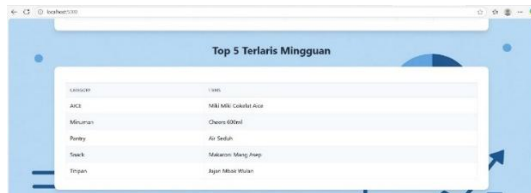


GAMBAR 21
(HASIL TAMPILAN WEB PRE-PROCESSING PENGECEKAN MISSING VALUE)



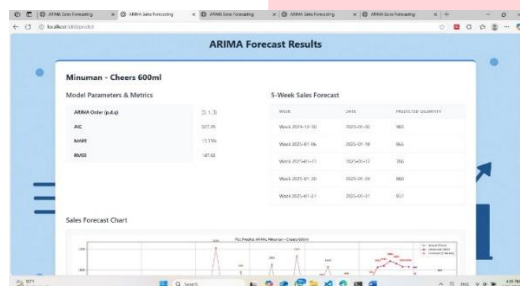
WEEK	DATE	TIME	LOCATION	PRODUCT	QUANTITY
Minggu ke-1 2023	02/01/23	06/01/23	ACE	ACE Cherry Balls	PCS 5
Minggu ke-1 2023	02/01/23	06/01/23	ACE	ACE Kacang Hijau	PCS 5
Minggu ke-1 2023	02/01/23	06/01/23	ACE	Choco Milk Stick Ace	PCS 40
Minggu ke-1 2023	02/01/23	06/01/23	ACE	Minuman	PCS 75
Minggu ke-1 2023	02/01/23	06/01/23	ACE	Milo Minuman	PCS 200

GAMBAR 22
(HASIL TAMPILAN WEB PRE-PROCESSING PENGELOMPOKAN PERMINGGU)

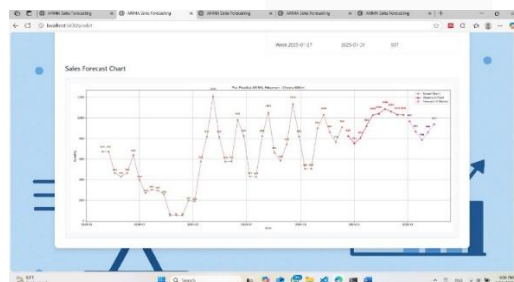


WEEK	DATE	TIME	LOCATION	PRODUCT	QUANTITY
ACE	02/01/23	06/01/23	ACE	Milo Minuman	PCS 200
ACE	02/01/23	06/01/23	ACE	Choco Milk Stick Ace	PCS 40
ACE	02/01/23	06/01/23	ACE	ACE Kacang Hijau	PCS 5
ACE	02/01/23	06/01/23	ACE	ACE Cherry Balls	PCS 5
ACE	02/01/23	06/01/23	ACE	Minuman	PCS 75

GAMBAR 23
(HASIL TAMPILAN WEB PRE-PROCESSING 5 TOP KATEGORI)



GAMBAR 24
(HASIL TAMPILAN WEB PREDIKSI)



GAMBAR 25
(HASIL TAMPILAN WEB GAFIK PREDIKSI)

Pada gambar 20,21,22,23,24 menunjukkan hasil tampilan web menunjukkan proses unggah data, dilanjutkan preprocessing, pemodelan ARIMA, dan hasil prediksi penjualan mingguan

V. KESIMPULAN

Metode ARIMA efektif digunakan untuk memodelkan dan memprediksi stok penjualan mingguan di Koperasi Hita Loka Tara. Meskipun tidak semua parameter model signifikan, ARIMA tetap mampu membentuk pola historis yang representatif. Sistem prediksi berbasis web yang dikembangkan terintegrasi dengan baik, menyediakan fitur unggah data, pemrosesan, dan visualisasi prediksi secara real-time. Pengujian black box menunjukkan sistem berjalan tanpa kendala. Evaluasi performa menunjukkan kategori Minuman paling akurat (MAPE 13,35%), sedangkan AICE memiliki akurasi terendah (MAPE 75,21%). Sistem ini

efektif mendukung pengambilan keputusan berbasis data secara efisien dan responsif.

REFERENSI

- [1] A. N. Afati, P. Prajoko, and F. F. Az-Zahra, "IMPLEMENTASI ALGORITMA REGRESI LINEAR DALAM PREDIKSI PERSEDIAAN VOUCHER DI RAFFA CELL SUKABUMI," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 5, pp. 10801–10808, Sep. 2024, doi: 10.36040/JATI.V8I5.11146.
- [2] H. Hidayatullah, F. Sukaesih, Y. A. Hizbulloh, and T. A. Munandar, "Implementasi Metode Arima Data Warehouse Untuk Prediksi Permintaan Suku Cadang," *Jurnal Riset Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 1, pp. 30–37, Aug. 2023, doi: 10.58776/JRITI.V1I1.48.
- [3] S. Wibowo, "Penerapan Metode ARIMA dan SARIMA Pada Peralaman Penjualan Telur Ayam Pada PT Agromix Lestari Group," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, vol. 2, no. 1, pp. 33–40, 2023.
- [4] F. D. P. Sari and LiliTanti, "Metode ARIMA Dalam Prediksi Penjualan Karton Pada PT. Industri Pembungkus International," *Jurnal Rekayasa Sistem (JUREKSI)*, vol. 2, no. 1, pp. 220–232, Jan. 2024, Accessed: Jan. 16, 2025. [Online]. Available: <https://kti.potensi-utama.org/index.php/JUREKSI/article/view/1289>
- [5] N. Tampati, Y. Melita Pranoto, T. Informasi, and I. Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya Jl Ngagel Jaya Tengah No, "Prediksi Stok Obat pada Apotik Total Life Clinic Menggunakan Model Kombinasi Artificial Neural Network dan ARIMA," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 9, no. 1, pp. 49–58, Mar. 2022, doi: 10.35957/JATISI.V9I1.1373.
- [6] S. A. Sinaga, "Implementasi Metode Arima (Autoregressive Moving Average) Untuk Prediksi Penjualan Mobil," *Journal Global Technology Computer*, vol. 2, no. 3, pp. 102–109, Aug. 2023, doi: 10.47065/JOGTC.V2I3.4013.
- [7] F. A. Haekal, S. H. Wijoyo, and W. Purnomo, "Prediksi Penjualan Pada Droomhaven Café dengan Menggunakan Metode Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 13, Jan. 2025, Accessed: Jan. 17, 2025. [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/14345>
- [8] W. Gunawan and M. Ramadani, "Analisa Perbandingan Penerapan Metode SARIMA dan Prophet dalam Memprediksi Persediaan Barang PT XYZ," *Faktor Exacta*, vol. 16, no. 2, Jul. 2023, doi: 10.30998/faktorexacta.v16i2.13803.