

# Manajemen Inventaris Menggunakan Metode Reorder Point Yang Terintegrasi Dengan Sarima (Studi Kasus: Rajaboga)

Septian Dwi Purwantoro<sup>1</sup>, Ardi Sanjaya<sup>2</sup>, Danang Wahyu Widodo<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: <sup>1</sup>[alexasalsanaputri@gmail.com](mailto:alexasalsanaputri@gmail.com), <sup>2</sup>[dersky@gmail.com](mailto:dersky@gmail.com), <sup>3</sup>[danangwahyuwidodo@unpkediri.ac.id](mailto:danangwahyuwidodo@unpkediri.ac.id)

**Abstrak** — UKM Rajaboga masih mengelola inventaris secara manual, menyebabkan ketidaktepatan prediksi stok dan risiko kehabisan bahan baku. Penelitian ini mengembangkan sistem manajemen inventaris berbasis Django yang mengintegrasikan metode Reorder Point (ROP) dengan model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) untuk memprediksi permintaan secara otomatis. Proses pengembangan mengikuti model Waterfall, mencakup analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian, hingga penerapan. Model SARIMA dilatih menggunakan data penjualan tiga tahun dan menghasilkan akurasi tinggi dengan nilai MAE 11,92 serta MAPE 7,67. Prediksi permintaan kemudian dikonversi menjadi kebutuhan bahan baku melalui Bill of Materials dan digunakan untuk menghitung ROP yang adaptif terhadap fluktuasi permintaan dan Lead Time. Hasil penerapan menunjukkan waktu rekап stok harian menurun dari 2–3 jam menjadi kurang dari 30 menit, serta meningkatkan ketepatan restok bahan baku. Sistem ini terbukti efektif dalam meningkatkan efisiensi operasional dan mendukung pengambilan keputusan inventaris berbasis data bagi UKM pangan.

**Kata Kunci** — Forecasting, Manajemen Inventaris, Reorder Point, SARIMA, UKM

## 1. PENDAHULUAN

Dalam era persaingan bisnis yang semakin ketat, Usaha Kecil dan Menengah (UKM) menghadapi tantangan signifikan dalam meningkatkan efisiensi operasional. Studi menunjukkan bahwa adopsi teknologi dapat membantu UKM mengoptimalkan proses bisnis, meningkatkan pengalaman pelanggan, serta membuat keputusan berbasis data [1]. Di sektor produksi pangan, manajemen inventaris yang efisien menjadi faktor krusial untuk mendukung pertumbuhan dan memastikan kelancaran operasional.

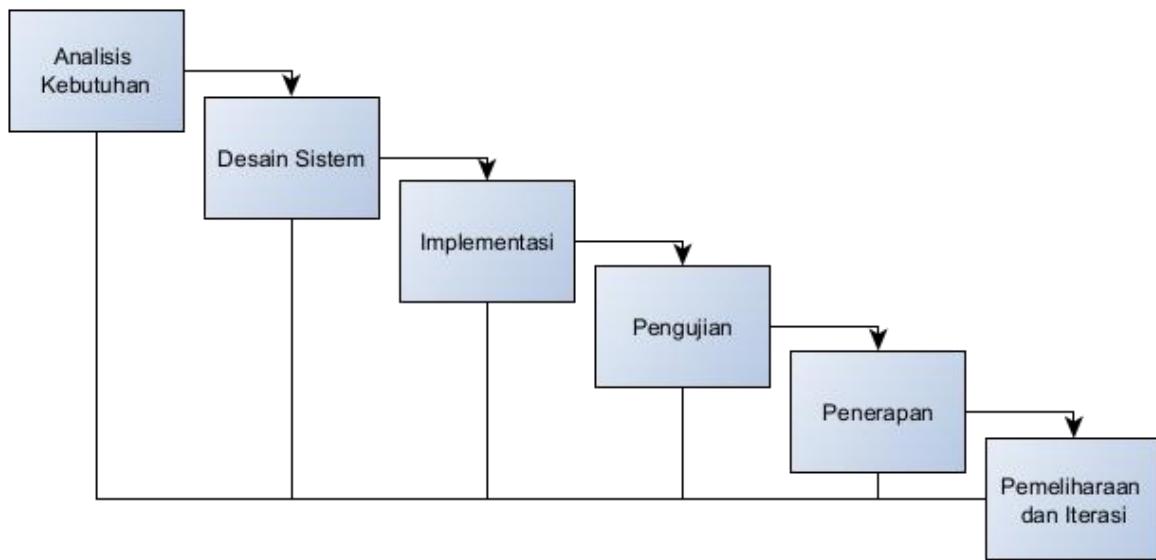
Rajaboga, sebuah UKM produksi pangan di Kota Kediri, telah membangun reputasi baik melalui sertifikasi produk dan partisipasi aktif dalam pameran. Namun, UKM ini masih mengandalkan sistem inventaris manual yang menyebabkan inefisiensi dan ketidakakuratan dalam prediksi kebutuhan stok. Dampak nyata dari keterbatasan ini terlihat pada Juli 2024, ketika Rajaboga kehilangan potensi pendapatan sebesar 10% akibat kehabisan bahan baku untuk produksi 23 paket Abon Lele. Kondisi ini menggarisbawahi urgensi pengembangan sistem inventaris berbasis teknologi yang lebih adaptif terhadap fluktuasi permintaan.

Penelitian terdahulu telah mengusulkan berbagai pendekatan untuk optimasi inventaris. Mardiaty & Saputra mengimplementasikan metode Reorder Point (ROP) pada toko bangunan untuk menentukan titik pemesanan ulang optimal [2]. Witthayaphakorn & Jaijit menggunakan simulasi diskrit untuk menentukan ROP dalam kondisi ketidakpastian, berhasil mengurangi rata-rata inventaris mingguan sebesar 23% [3]. Sementara itu, Yuningsih et al. mengembangkan sistem berbasis Economic Order Quantity (EOQ) dengan tingkat kepuasan pengguna 79,91% [4].

Namun, metode-metode tersebut belum secara optimal menangani pola musiman yang merupakan karakteristik khas data penjualan UKM produksi pangan. Algoritma Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) telah terbukti efektif dalam Forecasting data deret waktu dengan pola musiman di berbagai domain, termasuk produksi pangan [5]. Model SARIMA mampu menangkap komponen Trend, musiman, dan residual dalam data historis untuk menghasilkan prediksi yang akurat.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode pengembangan perangkat lunak dengan model Waterfall. Model ini dipilih karena memiliki pendekatan yang sistematis dan terstruktur, sehingga setiap tahap pengembangan dapat dilaksanakan secara berurutan dengan evaluasi pada setiap langkahnya.



Gambar 1. Diagram *Waterfall*

## 2.1 Analisis Kebutuhan

Pada tahap ini, kebutuhan sistem diidentifikasi dan dianalisis berdasarkan data yang dikumpulkan dari Rajaboga. Proses ini mencakup pengumpulan data penjualan selama tiga tahun terakhir, wawancara dengan pemilik Rajaboga untuk memahami tantangan dan kebutuhan manajemen inventaris, serta pendokumentasiannya kebutuhan fungsional, non-fungsional. Setelah seluruh kebutuhan terdokumentasi, kebutuhan tersebut divalidasi bersama pemilik Rajaboga untuk memastikan kesesuaian dengan kondisi operasional sebenarnya.

## 2.2 Desain Sistem

Fase ini berfokus pada perancangan arsitektur sistem manajemen inventaris yang mengintegrasikan model SARIMA untuk prediksi penjualan serta perhitungan ROP yang dinamis. Pada tahap ini dilakukan perancangan diagram untuk memastikan integrasi fitur berjalan lancar.

## 2.3 Implementasi

Tahap implementasi mencakup pengembangan sistem berdasarkan spesifikasi desain menggunakan Django sebagai kerangka utama yang mengintegrasikan model SARIMA. SARIMA diterapkan untuk memprediksi penjualan berdasarkan data historis Rajaboga, dan fitur perhitungan ROP dinamis dikembangkan berdasarkan hasil prediksi tersebut. Seluruh modul kemudian diintegrasikan menjadi sistem yang kohesif dengan dasbor yang intuitif dan mudah digunakan oleh pengguna.

## 2.4 Pengujian

Setelah implementasi, sistem diuji secara menyeluruh untuk memastikan kesesuaian dengan kebutuhan fungsional dan non-fungsional. Pengujian *Black Box* digunakan untuk memverifikasi fungsi sistem terhadap kebutuhan pengguna. Keakuratan model SARIMA dievaluasi menggunakan metrik seperti *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan umpan balik dari staf Rajaboga dikumpulkan untuk menilai kegunaan serta kinerja sistem secara keseluruhan.

## 2.5 Penerapan

Pada tahap ini, sistem mulai digunakan di Rajaboga. Sistem dipasang di tempat usaha, lalu staf diberi arahan cara memakai fitur-fiturnya dan membaca laporan. Setelah itu, dilakukan pemantauan sederhana untuk memastikan sistem berjalan dengan baik dan memperbaiki kalau ada kendala.

## 2.6 Pemeliharaan dan Iterasi

Setelah sistem diterapkan, tahap pemeliharaan dilakukan untuk memantau performa dan melakukan peningkatan berkelanjutan. Umpan balik pengguna dikumpulkan untuk mengevaluasi fungsionalitas dan kegunaan sistem, *Bug* atau masalah yang ditemukan segera ditangani, dan fitur sistem terus disempurnakan sesuai kebutuhan operasional dan wawasan baru yang diperoleh dari penggunaan di lapangan.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan dilakukan untuk memahami kondisi aktual pengelolaan inventaris di Rajaboga serta menentukan sistem yang dapat memprediksi kebutuhan bahan baku secara otomatis dan akurat. Proses ini mencakup pengumpulan data, identifikasi kebutuhan fungsional dan non-fungsional, serta validasi hasil bersama pihak Rajaboga.

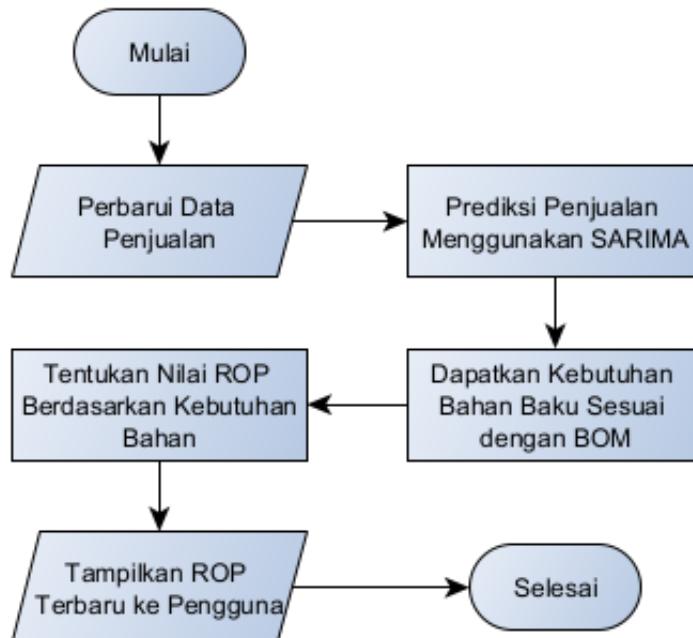
Data yang disediakan dan akan digunakan berasal dari catatan penjualan Rajaboga selama tiga tahun terakhir. Selain itu, dilakukan wawancara dan observasi langsung guna memahami pola pemesanan ulang, waktu tunggu, serta kendala operasional seperti fluktuasi permintaan produk. Temuan ini menjadi dasar perancangan perhitungan ROP yang mempertimbangkan variabilitas permintaan dan waktu pengadaan bahan.

Karena Rajaboga tidak memiliki keahlian teknis terkait pemodelan statistik, sistem harus mampu menangani seluruh proses—mulai dari pemrosesan data penjualan, pemilihan parameter SARIMA, pelatihan model, hingga menghasilkan prediksi permintaan—secara otomatis tanpa bantuan pengguna.

MAE dan MAPE digunakan sebagai metrik evaluasi karena keduanya saling melengkapi. MAE memberikan ukuran kesalahan absolut dalam satuan asli data dan lebih robust terhadap outlier dibanding RMSE. Sementara itu, MAPE menyajikan kesalahan dalam bentuk persentase sehingga memudahkan perbandingan lintas produk maupun horizon prediksi serta lebih komunikatif bagi staf Rajaboga. MAPE memiliki kelemahan pada nilai aktual yang nol atau sangat kecil, sehingga perlu mitigasi. Oleh karena itu, kedua metrik dilaporkan bersamaan. MAE untuk magnitudo kesalahan, MAPE untuk interpretasi relatif [6].

Dari sisi antarmuka, sistem diharapkan sederhana dan informatif, menampilkan ringkasan stok, grafik permintaan, serta indikator pemesanan ulang otomatis sehingga mudah dipahami oleh staf maupun pemilik. Secara non-fungsional, sistem harus berjalan stabil pada perangkat berspesifikasi menengah dan mampu menjalankan seluruh perhitungan secara mandiri. Dengan demikian, sistem dapat membantu Rajaboga mengurangi risiko kehabisan bahan, menekan biaya penyimpanan, dan meningkatkan efisiensi pengelolaan stok.

### 3.2 Desain Sistem



Gambar 2. Flowchart Perhitungan ROP Dinamis

Tahap pertama adalah Perbarui Data Penjualan, yaitu proses ketika sistem mengambil data penjualan terbaru dari Rajaboga dan menyiapkannya sebagai deret waktu yang siap diprediksi. Tahap ini sistem membersihkan data, memastikan kelengkapan, dan menyesuaikan periode musiman agar pola penjualan dapat dimodelkan dengan benar [7]. Data yang telah diperbarui kemudian melalui rangkaian prapemrosesan untuk memastikan kualitas dan kestabilannya, termasuk pemeriksaan data hilang, verifikasi stasioneritas menggunakan ADF dan KPSS [8], serta identifikasi komponen musiman yang menjadi dasar pemodelan SARIMA [9]. Langkah-langkah ini memastikan data berada dalam kondisi optimal sehingga estimasi model SARIMA dapat dilakukan dengan lebih akurat dan andal. Setelah data siap, sistem memasuki tahap Prediksi Penjualan Menggunakan SARIMA. Berdasarkan analisis kebutuhan, model harus mampu melakukan pemilihan parameter secara otomatis tanpa intervensi pengguna. Karena itu, proses *Grid Search* diterapkan dengan mendefinisikan ruang kombinasi hiperparameter dan melatih

model pada setiap kombinasi sebelum memilih hasil terbaik berdasarkan kriteria informasi seperti AIC atau BIC [10].

Hasil prediksi kemudian digunakan dalam tahap Dapatkan Kebutuhan Bahan Baku Sesuai dengan Bill of Materials (BOM). Pada proses ini, kebutuhan bahan baku dihitung dengan mengalikan prediksi permintaan produk dengan struktur BOM yang digunakan Rajaboga. Tahap ini menghasilkan estimasi jumlah bahan yang benar-benar diperlukan untuk memenuhi permintaan ke depan. Jika prediksi bukan harian maka konversi terlabih dulu berdasarkan proporsi dari data historis.

Selanjutnya sistem memasuki tahap Tentukan Nilai ROP Berdasarkan Kebutuhan Bahan. Nilai ROP ditentukan dari kebutuhan selama *Lead Time* yang dikombinasikan dengan *Safety Stock*. *Safety Stock* dihitung menggunakan variasi permintaan sebelumnya dan tingkat layanan yang diinginkan. Pendekatan ini menghasilkan titik pemesanan ulang yang adaptif terhadap fluktuasi permintaan, sehingga setiap barang dapat dipesan kembali tepat sebelum stok memasuki batas kritis [11].

$$SS = Z \times \sigma_{L_t} \dots \dots \dots (1)$$

Dimana:

SS : Safety Stock

Z : Nilai Z-score

$\sigma_{I,t}$  : Standar Deviasi Permintaan

$$ROP = (d \times Lt) + SS \dots\dots(2)$$

Dimana:

ROP : Reorder Point

RKH : Rata-rata Kebutuhan Harian

### Lt : Lead Time

SS : Safety Stock

Tahap berikutnya adalah Tampilkan ROP Terbaru ke Pengguna, di mana sistem memperlihatkan hasil perhitungan dalam bentuk yang mudah dipahami. Jika stok aktual berada di bawah nilai ROP, sistem dapat menandai bahan tersebut sebagai perlu restok agar pengguna dapat mengambil tindakan.

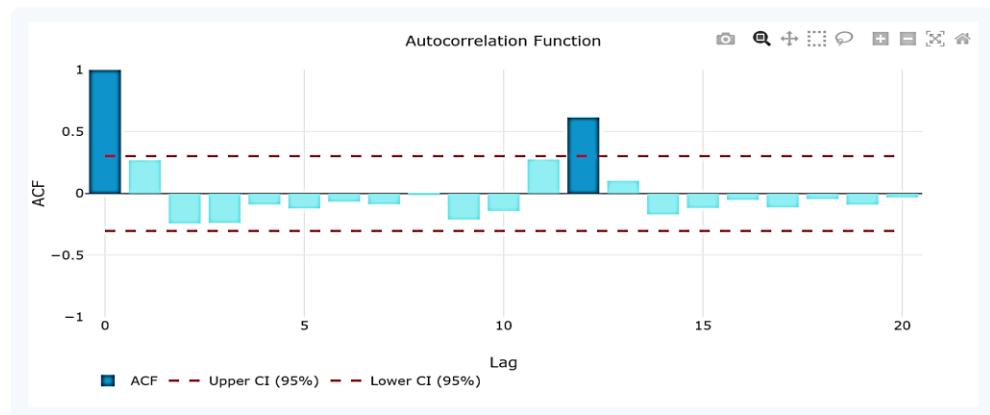
### 3.3 Implementasi

Sistem dikembangkan menggunakan *Framework* Django serta integrasi model prediksi SARIMA untuk menghasilkan estimasi kebutuhan bahan secara lebih adaptif. Pada bagian ini dijelaskan proses implementasi utama, hasil prediksi, dan perhitungan ROP dinamis.

### 3.3.1 Pembaruan Data Penjualan

Sistem mengambil data penjualan terbaru dari modul Penjualan membersihkannya, dan menyiapkannya sebagai deret waktu. Untuk memastikan data benar-benar stasioner tanpa campur tangan pengguna, sistem menjalankan dua uji otomatis: ADF untuk memastikan tidak ada unit root dan KPSS untuk memastikan kestabilan level. Jika salah satu hasil masih menunjukkan ketidakstasioneran, sistem melakukan *Differencing* hingga kedua uji menyatakan data dalam kondisi stabil. Tahap ini membuat input ke SARIMA sepenuhnya otomatis.

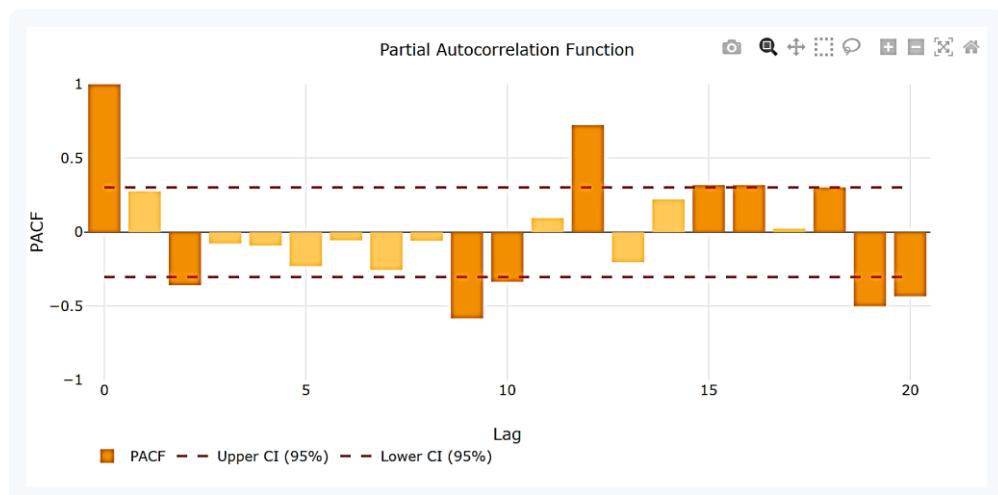
#### Autocorrelation Function (ACF)



Gambar 3. Grafik ACF

Grafik ACF pada Gambar 3 menunjukkan adanya autokorelasi signifikan pada beberapa *Lag* awal serta pada *Lag* ke-12. Pola ini mengindikasikan adanya komponen musiman dalam data deret waktu, sehingga diperlukan model yang mampu menangkap efek musiman tersebut.

#### Partial Autocorrelation Function (PACF)



Gambar 4. Grafik PACF

Grafik PACF pada Gambar 4 memperlihatkan *Spike* signifikan pada *Lag* awal dan *Lag* ke-12, yang menunjukkan pengaruh langsung dari observasi sebelumnya terhadap nilai saat ini. Hasil ini digunakan untuk membantu menentukan orde komponen *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) dalam pemodelan SARIMA.

Tabel 1. Hasil Test ADF/KPSS

Metode	Statistik	P-value	H0	Keputusan	Kesimpulan
ADF	-3.8664	0.0023	Data memiliki unit root (non-stasioner)	P-value < 0.05 menolak H0.	Data Stasioner
KPSS	0.0721	0.1000	Data stasioner	P-value > 0.05 gagal menolak H0.	Data Stasioner

### 3.3.2 Prediksi Penjualan Menggunakan SARIMA

Sistem menjalankan prediksi secara otomatis tanpa intervensi pengguna. Proses dimulai dengan mendefinisikan ruang kombinasi parameter, lalu melakukan *Grid Search* untuk melatih model pada setiap kombinasi. Model terbaik dipilih berdasarkan kriteria AIC/BIC. Hasil akhir berupa deret prediksi penjualan per produk.

Tabel 2. Parameter Terbaik Abon Lele

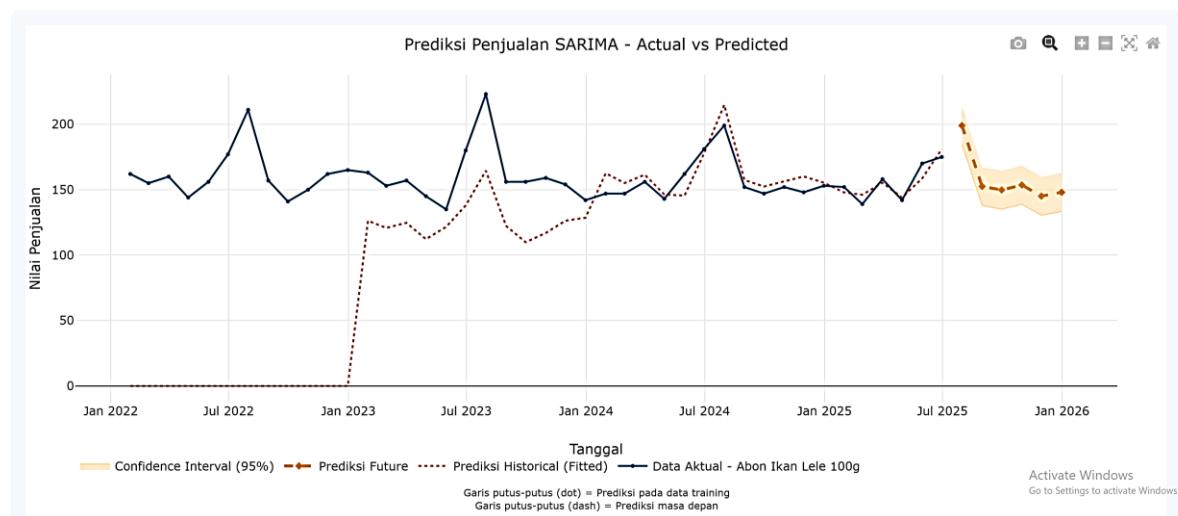
Kombinasi Parameter	AIC	BIC
(0, 0, 2) (1, 1, 1) 12	115.24	118.78
(1, 0, 2) (1, 1, 1) 12	116.08	120.33
(0, 0, 2) (0, 1, 1) 12	116.54	119.37



Gambar 5. Hasil Prediksi

Gambar 5 memperlihatkan rangkuman hasil prediksi penjualan Abon Ikan Lele 100g menggunakan model SARIMA. Pada bagian atas, ditampilkan empat indikator utama yaitu jumlah periode prediksi sebanyak enam, akurasi model sebesar 92,33%, nilai MAE sebesar 11,92, dan nilai MAPE sebesar 7,67.

Grafik Prediksi Abon Ikan Lele 100g



Gambar 6. Grafik Prediksi Penjualan Abon Lele

Grafik di bawahnya menampilkan perbandingan antara data penjualan aktual, nilai *Fitted* pada data *Training*, serta prediksi untuk enam periode mendatang. Area berwarna oranye menunjukkan rentang *Confidence Interval* 95%, sedangkan garis putus-putus oranye menggambarkan prediksi masa depan. Secara keseluruhan, pola prediksi model mengikuti tren historis dengan baik, dan proyeksi ke depan menunjukkan pergerakan yang relatif stabil dengan kecenderungan sedikit menurun.

### 3.3.3 Perhitungan Kebutuhan Bahan Berdasarkan BOM

Prediksi penjualan dikonversi ke kebutuhan bahan baku menggunakan BOM. Sistem mengalikan volume prediksi setiap produk dengan komponen bahan yang digunakan Rajaboga. Hasilnya adalah estimasi jumlah bahan baku yang dibutuhkan untuk periode mendatang. Jadi untuk prediksi bulan Juli 2025 diperlukan bahan untuk membuat 199 unit, berarti rata-rata penjualan adalah 6.42 unit.

Tabel 3. Konversi Abon Ikan Menjadi Bahan yang Dibutuhkan

Bahan	Kebutuhan per Unit (Abon Lele)	Kebutuhan per Unit (Abon Patin)	Bahan yang Dibutuhkan
Ikan Lele	0.56 kg	0 kg	3.5952 kg
Ikan Patin	0 kg	0.56 kg	3.5952 kg
Gula	0.11 kg	0.11 kg	1.41 kg
Bawang Merah	11 g	11 g	141.24 g
Bawang Putih	11 g	11 g	141.24 g
Kemiri	11 g	11 g	141.24 g
Merica	11 g	11 g	141.24 g
Ketumbar	11 g	11 g	141.24 g
Jinten	2.25 g	2.25 g	28.89 g
Jahe	2.25 g	2.25 g	28.89 g
Sere	2.25 g	2.25 g	28.89 g
Daun Salam	2.25 g	2.25 g	28.89 g
Daun Jeruk	2.25 g	2.25 g	28.89 g
Gula Merah	11 g	11 g	141.24 g
Garam	11 g	11 g	141.24 g

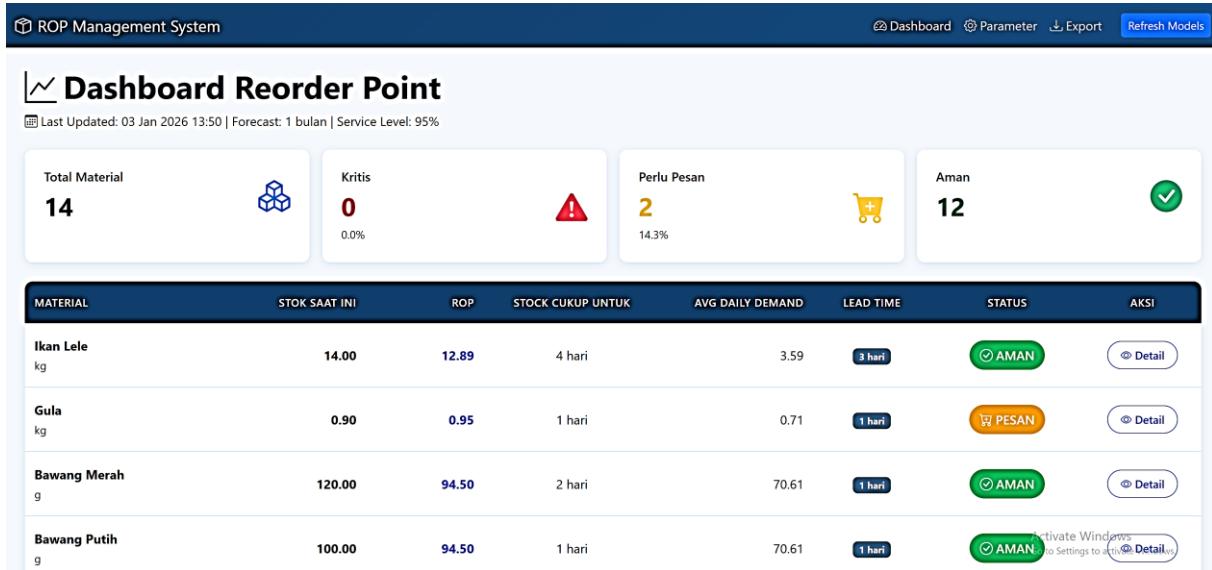
### 3.3.4 Perhitungan ROP

Kebutuhan bahan selama *Lead Time* dihitung dan digabungkan dengan *Safety Stock* untuk memperoleh ROP. *Safety Stock* dihitung dari variasi permintaan sebelumnya dan tingkat layanan yang ditentukan. Dengan pendekatan ini, nilai ROP menjadi adaptif terhadap perubahan permintaan dan membantu mencegah kekurangan stok. Rata-rata kebutuhan bahan di bulan Juli 2025 untuk bahan ikan lele adalah 3.5952 kg dengan *Lead Time* 3 hari. SS di dapatkan dari metode sebelumnya menggunakan standar deviasi dari disagregasi bulanan menjadi harian melalui proporsi data historis, hasilnya didapatkan 2.26 kg. Jadi ROP bisa didapatkan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} ROP &= (d \times Lt) + SS \\ ROP &= 3.5952 \times 3 + 2.26 \\ ROP &= 13.04 \end{aligned}$$

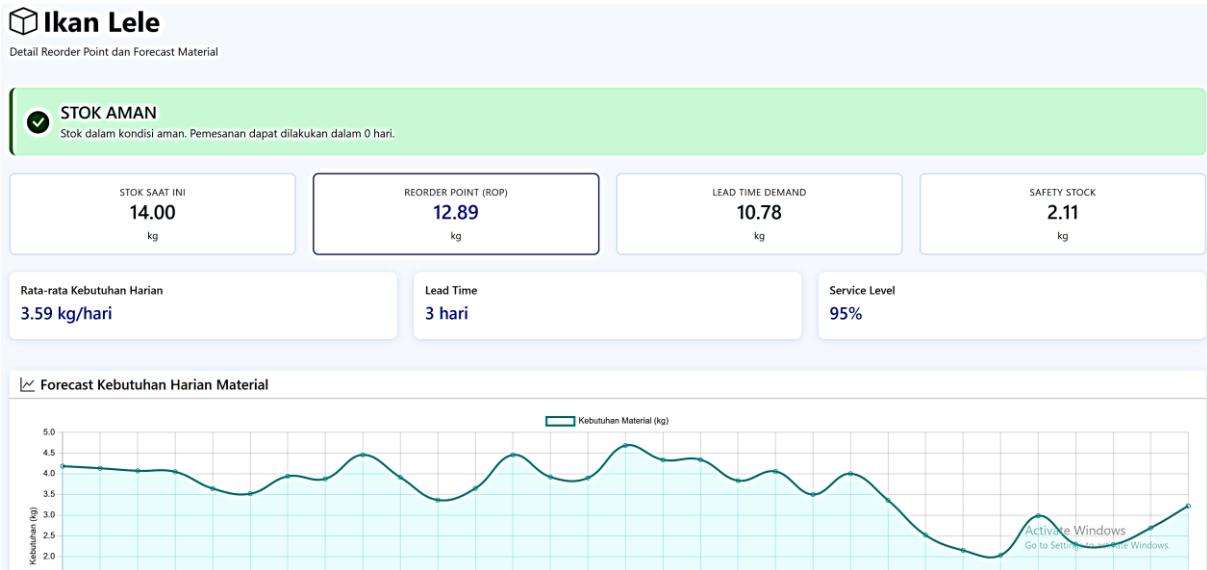
### 3.3.5 Tampilan Hasil ke Pengguna

Sistem menampilkan nilai ROP terbaru dalam antarmuka inventaris. Jika stok berada di bawah ROP, bahan tersebut ditandai sebagai perlu restok sehingga pengguna dapat mengambil keputusan dengan cepat.



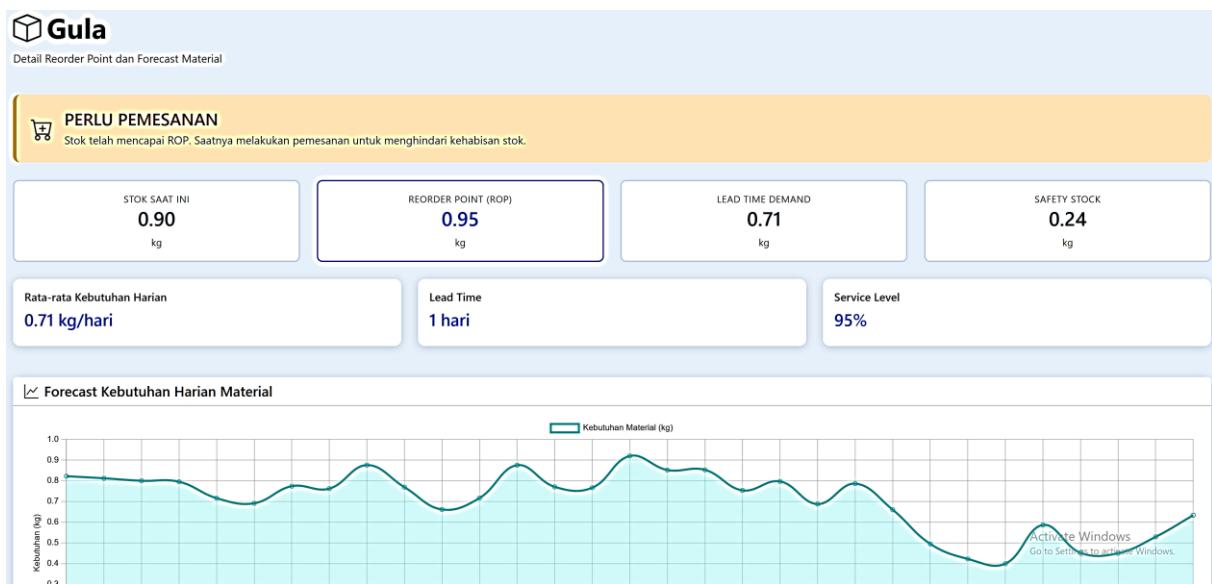
Gambar 7. Dashboard

Gambar 7 menampilkan *Dashboard Reorder Point* yang digunakan untuk memantau kondisi persediaan bahan secara keseluruhan. Sistem menampilkan jumlah total bahan, bahan dengan status aman, serta bahan yang perlu dilakukan pemesanan ulang berdasarkan perbandingan antara stok saat ini dan nilai ROP. Informasi ini membantu pengguna dalam mengambil keputusan pengadaan secara cepat dan terstruktur.



Gambar 8. Detail Bahan yang Aman

Gambar 8 menunjukkan tampilan detail bahan dengan status stok aman. Pada tampilan ini ditampilkan informasi stok saat ini, nilai ROP, rata-rata kebutuhan harian, *Lead Time*, *Safety Stock*, serta grafik prediksi kebutuhan harian. Kondisi ini menandakan bahwa stok masih mencukupi untuk memenuhi kebutuhan hingga periode tertentu tanpa perlu dilakukan pemesanan ulang.



Gambar 9. Detail Bahan yang Harus Pesan

Gambar 9 menampilkan detail bahan dengan status perlu pemesanan ulang. Sistem memberikan peringatan karena stok saat ini telah mendekati atau berada di bawah nilai ROP. Informasi detail seperti kebutuhan harian, *Lead Time*, dan grafik prediksi digunakan sebagai dasar bagi pengguna untuk segera melakukan pemesanan guna menghindari kehabisan stok.

### 3.4 Pengujian

Pengujian dilakukan untuk menilai performa sistem secara fungsional dan memastikan hasil prediksi serta perhitungan ROP sesuai dengan kebutuhan Rajaboga. Berdasarkan model pengembangan *Waterfall*, tahap ini berfokus pada verifikasi hasil implementasi dan validasi terhadap tujuan yang telah ditetapkan pada tahap analisis.

Secara umum, sistem diuji menggunakan metode *Black Box Testing* pada seluruh modul utama—pengelolaan data, prediksi permintaan, perhitungan ROP, dan tampilan *Dashboard*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa setiap modul berfungsi dengan baik sesuai rancangan. Pengguna dapat menambahkan data penjualan baru, melakukan pembaruan model, dan memperoleh hasil perhitungan ROP secara otomatis tanpa kesalahan logika atau *Crash* selama proses berlangsung.

Dari sisi performa prediksi, pengujian dilakukan menggunakan data historis penjualan selama tiga tahun. Model SARIMA menghasilkan nilai MAE 11.92 unit abon ikan lele dengan MAPE sebesar 7.67, yang menunjukkan tingkat akurasi tinggi untuk kebutuhan peramalan jangka menengah. Grafik hasil prediksi memperlihatkan bahwa pola musiman dan tren peningkatan permintaan dapat diidentifikasi dengan baik, terutama pada produk dengan frekuensi penjualan tinggi seperti produk abon lele.

Pada modul perhitungan ROP, hasil uji menunjukkan bahwa sistem dapat menyesuaikan nilai pemesanan ulang secara dinamis berdasarkan hasil prediksi dan perubahan stok aktual. Misalnya, untuk bahan baku ikan lele dengan rata-rata permintaan harian 3.59 kg dan *Lead Time* 3 hari, diperoleh nilai ROP sebesar 13,04 kg dengan Service Level 95%. Saat stok aktual turun di bawah nilai tersebut, sistem secara otomatis menandai bahan sebagai perlu pesan di *Dashboard*.

Antarmuka pengguna diuji dari sisi keterbacaan, kemudahan navigasi, dan konsistensi data antarhalaman. Hasilnya menunjukkan tampilan *Dashboard* mampu menampilkan grafik penjualan, hasil prediksi, serta status stok secara real time. Fitur indikator warna pada status stok terbukti membantu pengguna mengenali prioritas pengisian bahan secara cepat.

Secara keseluruhan, hasil pengujian membuktikan bahwa sistem berfungsi stabil dan akurat. Integrasi antara modul prediksi SARIMA, perhitungan ROP, dan *Dashboard* berjalan tanpa hambatan, serta seluruh fungsi utama telah memenuhi kebutuhan fungsional Rajaboga. Sistem ini dinilai layak digunakan untuk membantu pengambilan keputusan pembelian bahan baku berbasis data dan memperbaiki efisiensi pengelolaan stok harian.

### 3.5 Penerapan

Sistem manajemen inventaris berbasis prediksi permintaan telah diterapkan pada lingkungan operasional Rajaboga untuk menilai kinerja dan manfaatnya dalam kondisi nyata. Penerapan dilakukan setelah tahap pengujian selesai, dengan menggunakan data penjualan aktual selama bulan uji coba. Seluruh proses dijalankan secara langsung oleh staf Rajaboga sementara pemilik Rajaboga memantau hasil melalui *Dashboard* utama.

Selama masa penerapan, sistem menunjukkan kemampuan beradaptasi terhadap alur kerja Rajaboga tanpa memerlukan perubahan signifikan pada proses bisnis yang sudah ada. Pengguna dapat menambahkan data

penjualan harian melalui antarmuka web, dan sistem secara otomatis memperbarui hasil prediksi serta nilai ROP setiap kali data baru masuk. Dengan demikian, kebutuhan stok bahan baku dapat dipantau secara berkelanjutan tanpa perlu melakukan perhitungan manual.

*Dashboard* sistem menjadi komponen paling menonjol dalam penerapan ini. Tampilan grafik prediksi penjualan dan status stok bahan membantu pengguna mengenali pola permintaan dan menentukan waktu restok secara cepat. Indikator warna yang menandai status “aman” dan “pesan” terbukti efektif dalam mempercepat pengambilan keputusan pembelian bahan. Staf gudang dapat langsung mengonfirmasi bahan yang perlu dipesan tanpa menunggu laporan manual.

Secara fungsional, penerapan sistem menghasilkan peningkatan efisiensi waktu dan akurasi pengelolaan inventaris. Sebelum sistem diterapkan, proses rekap stok dan perencanaan pembelian membutuhkan rata-rata 2–3 jam per hari, sedangkan setelah menggunakan sistem, waktu tersebut berkurang menjadi kurang dari 30 menit. Selain itu, frekuensi kekurangan bahan baku menurun signifikan karena sistem mampu memberikan peringatan dini sebelum stok mencapai batas aman.

Hasil penerapan ini membuktikan bahwa sistem mampu berjalan stabil di lingkungan produksi nyata dan memberikan manfaat langsung bagi pengguna. Dengan proses prediksi berbasis SARIMA yang terotomatisasi serta perhitungan ROP dinamis, Rajaboga kini dapat mengelola persediaan secara lebih efisien, menghindari penumpukan bahan, serta menjaga kelancaran produksi tanpa gangguan akibat keterlambatan restok.

### 3.6 Pemeliharaan dan Iterasi

Setelah sistem diterapkan, tahap pemeliharaan dilakukan untuk memastikan aplikasi tetap berjalan stabil dan relevan terhadap perubahan data penjualan Rajaboga. Tahap ini berfokus pada pemantauan performa sistem, pembaruan model prediksi, serta perbaikan minor berdasarkan umpan balik pengguna.

Pemeliharaan sistem dilakukan secara berkala dengan memeriksa integritas basis data, memastikan tidak terjadi duplikasi data penjualan, serta memverifikasi konsistensi antara stok aktual dan data sistem. Hasil pemantauan awal menunjukkan bahwa sistem tetap berfungsi dengan baik setelah periode penggunaan lebih dari satu bulan, tanpa terjadi gangguan pada proses perhitungan ROP maupun penyimpanan hasil prediksi.

Dari sisi model prediksi, dilakukan iterasi pelatihan ulang untuk memperbarui parameter SARIMA agar tetap sesuai dengan pola terbaru pada data penjualan. Proses ini dijalankan secara otomatis setiap kali data baru dalam jumlah signifikan ditambahkan ke sistem. Model lama disimpan sebagai arsip untuk keperluan evaluasi, sementara model terbaru digunakan langsung oleh modul perhitungan ROP. Pendekatan ini memastikan prediksi tetap akurat meskipun terjadi perubahan tren musiman atau peningkatan volume penjualan.

Selain pemeliharaan teknis, dilakukan pula iterasi antarmuka berdasarkan masukan dari pengguna. Beberapa perbaikan kecil dilakukan, seperti penambahan indikator waktu pembaruan model terakhir, penyederhanaan tampilan tabel stok, dan optimasi waktu muat halaman *Dashboard*. Perubahan ini terbukti meningkatkan kenyamanan pengguna dan mengurangi kesalahan input data oleh staf Rajaboga.

Secara keseluruhan, tahap pemeliharaan dan iterasi memastikan sistem tetap adaptif terhadap perubahan data dan kebutuhan operasional. Pendekatan ini tidak hanya menjaga stabilitas aplikasi, tetapi juga membuka ruang pengembangan lebih lanjut—seperti integrasi dengan sistem pembelian otomatis atau modul analisis biaya bahan—sehingga sistem dapat terus berkembang seiring pertumbuhan Rajaboga.

## 4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi, pengujian, dan penerapan sistem manajemen inventaris Rajaboga, beberapa kesimpulan dapat diambil sebagai berikut:

1. Sistem berhasil dikembangkan menggunakan Django dan model SARIMA, yang mampu memproses data penjualan harian serta menghasilkan prediksi permintaan secara otomatis dan akurat.
2. Integrasi hasil prediksi dengan perhitungan *Reorder Point* (ROP) memungkinkan sistem menyesuaikan nilai restok berdasarkan variasi permintaan dan *Lead Time*, sehingga mengurangi risiko kekurangan bahan baku.
3. *Dashboard* interaktif memberikan tampilan ringkas berupa grafik penjualan, hasil prediksi, dan status stok, yang memudahkan staf Rajaboga maupun pemilik Rajaboga dalam memantau kondisi inventaris.
4. Hasil pengujian menunjukkan nilai MAE 11.92 unit dengan MAPE 7.67, menandakan model memiliki tingkat akurasi tinggi dan stabil dalam memprediksi pola permintaan musiman.
5. Penerapan sistem di lingkungan Rajaboga menurunkan waktu rekap stok harian dari rata-rata 2–3 jam menjadi kurang dari 30 menit, serta meningkatkan ketepatan restok bahan baku secara signifikan.
6. Secara keseluruhan, sistem ini terbukti efektif, stabil, dan adaptif untuk mendukung pengelolaan inventaris berbasis data, meningkatkan efisiensi operasional, dan membantu pengambilan keputusan pembelian bahan secara lebih terukur.

## 5. SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan sistem dengan pendekatan model prediksi yang lebih variatif, seperti penggunaan algoritma *Hybrid* atau metode *Machine Learning* lain—misalnya *Prophet* atau

LSTM—guna membandingkan tingkat akurasi dengan model SARIMA yang digunakan saat ini. Selain itu, diperlukan mekanisme optimasi parameter otomatis agar sistem mampu menyesuaikan konfigurasi model secara mandiri ketika terjadi perubahan pola data yang signifikan. Penelitian berikutnya juga sebaiknya menambahkan evaluasi performa jangka panjang untuk menilai stabilitas dan ketahanan model terhadap fluktuasi musiman maupun tren permintaan baru. Uji coba dengan skala data yang lebih luas dan variasi produk yang lebih beragam dapat membantu menguji kemampuan generalisasi sistem. Di samping itu, penerapan pembaruan model secara terjadwal dapat menjadi langkah penting untuk menjaga akurasi prediksi seiring bertambahnya data penjualan dari waktu ke waktu.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Trivedi, F. Akhter, A. Khan, A. A. I. Shajrawi, N. Ratkovic, dan F. N. Kausar, “The Role of Technology in Enhancing Business Processes,” *Journal of Management & Educational Research Innovation*, vol. 1, no. 1, hlm. 33–51, 2023.
- [2] D. Mardiati dan Y. Saputra, “RANCANG BANGUN INVENTORY SYSTEM MENGGUNAKAN METODE REORDER POINT (ROP) PADA TOKO BANGUNAN IRHAS PADANG,” *ZONAsi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, 2023, doi: 10.31849/zn.v5i1.12758.
- [3] A. Witthayapraphakorn dan S. Jajit, “Using simulation to determine the reorder point under uncertainty of a retail store,” *International Journal of Simulation Modelling*, vol. 22, no. 2, 2023, doi: 10.2507/IJSIMM22-2-630.
- [4] Y. Yuningsih, A. B. Setiawan, dan D. P. Pamungkas, “ANALISIS HASIL PREDIKSI UNTUK PENGADAAN STOK BAHAN DENGAN METODE EOQ PADA TOKO O’AYAM GEPREK,” *Nusantara of Engineering (NOE)*, vol. 7, no. 2, hlm. 232–241, 2024.
- [5] N. Nassibi, H. Fasihuddin, dan L. Hsairi, “Demand Forecasting Models for Food Industry by Utilizing Machine Learning Approaches,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, Jan 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.01403101.
- [6] K. Szostek, D. Mazur, G. Drałus, dan J. Kusznier, “Analysis of the Effectiveness of ARIMA, SARIMA, and SVR Models in Time Series Forecasting: A Case Study of Wind Farm Energy Production,” *Energies (Basel)*, vol. 17, no. 19, Okt 2024, doi: 10.3390/en17194803.
- [7] E. Baumann, H. Buba, T. Cox, dan C. Hsu, “An Introductory Approach to Time-Series Data Preparation and Analysis,” dalam *Proceedings of the Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, PHM*, 2023. doi: 10.36001/phmconf.2023.v15i1.3561.
- [8] M. Slimane, N. Bedioui, dan M. Besbes, “Assessing integration orders for SARIMA modeling A hypothesis testing approach with information criterion hyperparameter selection, case of predicting gas consumption in central Tunisia,” *Energy Strategy Reviews*, vol. 61, Sep 2025, doi: 10.1016/j.esr.2025.101866.
- [9] V. Arumugam dan V. Natarajan, “Time Series Modeling and Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average and Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models,” *Instrumentation Mesure Metrologie*, vol. 22, no. 4, 2023, doi: 10.18280/i2m.220404.
- [10] T. H. Noor, A. M. Almars, M. Alwateer, M. Almaliki, I. Gad, dan E. S. Atlam, “SARIMA: A Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model for Crime Analysis in Saudi Arabia,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 11, no. 23, 2022, doi: 10.3390/electronics11233986.
- [11] Ajeng Ayu Arumsari, D. Hartanti, dan I. Oktaviani, “Implementasi Sistem Prediksi Pemesanan Stok Barang Menggunakan Algoritma SARIMA dan Reorder Point,” *Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI)*, vol. 4, no. 1, hlm. 8–18, Jun 2025, doi: 10.30872/atasi.v4i1.2900.