

Penentuan *Safety Stock* dan *Reorder Point* Pada *Pallet Kosong* Berdasarkan Peramalan ARIMA di PT XYZ

¹Rio Nurdiansyah, ²Alina Cynthia Dewi, ³Tatik Juwariyah
Teknik Industri, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta, Jakarta

E-mail: ¹2110312006@mahasiswa.upnvj.ac.id, ²acd@upnvj.ac.id,
³juwariyah_tj@upnvj.ac.id

ABSTRAK

PT XYZ menghadapi permasalahan *stockout pallet* kosong akibat ketidakpastian dalam perencanaan kebutuhan. *Stockout* ini terjadi karena pergeseran jadwal produksi yang disebabkan oleh *bottleneck*, seperti keterlambatan bahan baku dan *downtime* mesin, sehingga menghambat produksi dan distribusi. Penelitian ini bertujuan menghitung nilai stok pengaman (*safety stock*) dan titik pemesanan kembali (*reorder point*) *pallet* kosong berdasarkan hasil peramalan permintaan. Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) digunakan dalam meramalkan kebutuhan *pallet* kosong dimana hasil peramalan tersebut menjadi dasar ditentukannya *Safety Stock* (SS) dan *Reorder Point* (ROP) guna menentukan tingkat persediaan optimal. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan model ARIMA (0,1,1) yang memiliki nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 16,18%, jumlah *Safety Stock* (SS) didapatkan sebesar 59 *pallet* dan *Reorder Point* (ROP) sebesar 2.201 *pallet*. Dengan pendekatan ini, perusahaan dapat meningkatkan efisiensi rantai pasok serta kelancaran produksi dan distribusi.

Kata kunci : Peramalan Permintaan, ARIMA, *Safety Stock*, *Reorder Point*, *Returnable Transport Items*.

ABSTRACT

PT XYZ faces *stockout issues* for empty pallets due to uncertainties in demand planning. These *stockouts* occur as a result of production schedule shifts caused by *bottlenecks* such as raw material delays and machine *downtime*, which hinder production and distribution processes. This study aims to determine the *safety stock* (SS) and *reorder point* (ROP) for empty pallets based on demand forecasting. The *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) method is employed to forecast empty pallet requirements, with the forecasting results serving as the basis for determining SS and ROP to optimize inventory levels. The findings indicate that the ARIMA (0,1,1) model, with a *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) of 16.18%, yields a *safety stock* (SS) of 59 pallets and a *reorder point* (ROP) of 2,201 pallets. By adopting this approach, the company can enhance supply chain efficiency and ensure smoother production and distribution operations.

Keywords: Demand Forecasting, ARIMA, *Safety Stock*, *Reorder Point*, *Returnable Transport Items*.

1. PENDAHULUAN

Industri *Fast-Moving Consumer Goods* (FMCG) di Indonesia terus mengalami ekspansi yang cepat, dengan sektor kosmetik menjadi salah satu yang berkembang dengan pesat. Berdasarkan data Kementerian Perindustrian (Kemenperin, 2024), pasar kosmetik Indonesia diproyeksikan meningkat 5,35% per tahun hingga 2028, menciptakan peluang besar bagi pelaku industri. Namun, pertumbuhan ini juga menghadirkan tantangan dalam pengelolaan rantai pasok, terutama dalam efektivitas produksi dan distribusi. Salah satu aspek penting dalam rantai pasok FMCG adalah pengelolaan *Returnable Transport Items* (RTIs) seperti *pallet* kosong, yang digunakan dalam penyimpanan dan distribusi produk.

PT XYZ, sebagai produsen kosmetik terbesar di Indonesia, menghadapi permasalahan *stockout pallet* kosong di bagian produksi akibat ketidakpastian dalam perencanaan kebutuhan. *Stockout* ini terjadi karena adanya pergeseran jadwal produksi yang disebabkan oleh *bottleneck*, seperti keterlambatan bahan baku dan *downtime* mesin. Ketidakpastian ini menyebabkan akumulasi kebutuhan *pallet* kosong yang sulit diprediksi, sehingga menghambat kelancaran produksi dan distribusi. Jika *pallet* kosong tidak tersedia tepat waktu, maka produk yang telah selesai diproduksi akan tertahan di lantai produksi, berisiko mengganggu keseluruhan alur operasional.

Untuk mengatasi permasalahan ini, diperlukan sistem peramalan permintaan *pallet* kosong yang akurat agar perusahaan dapat mengelola persediaan dengan lebih baik. Tujuan dari penelitian ini adalah menghitung nilai stok pengaman (*safety stock*) dan titik pemesanan kembali (*reorder point*) *pallet* kosong berdasarkan hasil peramalan permintaan. Salah satu

metode peramalan yang dapat digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), yang dikenal sebagai teknik peramalan berbasis *time series*. Metode ini merupakan salah satu model statistik *linear* yang paling terkenal dan berhasil digunakan untuk prediksi deret waktu (Fan et al., 2021), serta dapat mengubah data *non-stasioner* menjadi stasioner melalui proses *differencing* (Zhang et al., 2020).

Perhitungan *Safety Stock* (SS) dan *Reorder Point* (ROP) dilakukan untuk menentukan tingkat persediaan yang optimal. SS dihitung untuk menghadapi ketidakpastian permintaan serta potensi keterlambatan dalam pasokan, sedangkan ROP digunakan untuk menentukan waktu yang tepat dalam melakukan pemesanan ulang agar ketersediaan stok tetap terjaga. (Sholehah et al., 2021). Dengan pendekatan ini, perusahaan dapat mengoptimalkan pengelolaan *pallet* kosong, meningkatkan efisiensi operasional, serta memastikan kelancaran produksi dan distribusi produk ke pasar.

2. LANDASAN TEORI

Returnable Transport Item (RTI)

Returnable Transport Item adalah kemasan transportasi yang dapat digunakan kembali dan berfungsi dalam proses transportasi, penyimpanan, serta perlindungan produk dalam rantai pasokan (Katsanakis et al., 2023). RTI seperti *pallet*, kotak keranjang, dan kontainer berperan dalam meningkatkan efisiensi logistik serta mengurangi limbah kemasan (Glock, 2017). Dengan menggunakan RTI, perusahaan dapat menekan biaya kemasan sekali pakai dan memastikan perlindungan produk yang lebih baik selama distribusi.

Permintaan

Permintaan dalam konteks inventaris perusahaan mengacu pada kebutuhan akan stok barang untuk menunjang aktivitas operasional dan produksi. Venny dan Asriati (2022) menjelaskan bahwa permintaan merupakan jumlah barang atau jasa yang dibutuhkan dan diinginkan oleh konsumen, yang dalam perusahaan diterapkan untuk memastikan ketersediaan stok. Pengelolaan permintaan yang efektif penting agar perusahaan dapat menghindari biaya tambahan akibat kelebihan atau kekurangan stok serta menjaga keseimbangan antara pasokan dan kebutuhan operasional.

Peramalan

Peramalan adalah metode untuk Memprediksi peristiwa yang akan datang dengan menganalisis data historis dan digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan bisnis (Fauzani & Rahmi, 2023). Menurut Wildani Alfarisi et al. (2024), terdapat dua jenis peramalan, yaitu kuantitatif yang berbasis data numerik dan kualitatif yang mengandalkan opini subjektif. Peramalan membantu perusahaan dalam merencanakan kebutuhan stok dan produksi secara optimal. Namun, tingkat akurasi peramalan bergantung pada *error* yang dihasilkan, sehingga diperlukan evaluasi untuk memilih metode dengan tingkat kesalahan paling rendah (Hajjah & Nora Marlim, 2021).

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA adalah metode peramalan berdasarkan pola historis data tanpa asumsi pola tertentu (Hassyddiqy & Hasdiana, 2023). Dikenal sebagai model Box-Jenkins, metode ini unggul dalam menangani fluktuasi data (Wati & Solichin, 2024). Pendekatannya bersifat iteratif, dengan model yang sesuai

memiliki residu kecil dan terdistribusi acak.

Model ARIMA memiliki tiga komponen utama yaitu *autoregressive*, *integrated*, dan *moving average* yang dilambangkan sebagai p, d, dan q. Ordo p menunjukkan proses *autoregressive* dalam model, ordo d mengacu pada proses *integrated*, sementara ordo q merepresentasikan proses *moving average*. Berdasarkan rumus yang ditulis oleh Nurman et al. (2022), secara umum model ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t \quad (1)$$

dengan:

p : Ordo *autoregresif (AR) non-musiman*

d : Ordo *differencing non-musiman*

q : Ordo *moving average (MA) non musiman*

Z_t : Nilai variabel yang diamati pada waktu t (t = 1, 2, 3, ..., t)

a_t : *Error* atau residual pada periode t.

B : Operator *backshift*

AR (p) adalah $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$

MA (q) adalah $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$

Differencing order d adalah $(1 - B)^d$

Uji White Noise

Pengujian *white noise* dilakukan untuk menilai kelayakan model dalam pemilihan model terbaik. Residual dari hasil uji ketepatan model harus memenuhi karakteristik *white noise*. Untuk mengevaluasi apakah residual memiliki karakteristik *white noise*., dapat dilakukan analisis menggunakan nilai ACF dan PACF yang signifikan. Uji Ljung-Box dapat digunakan untuk menguji apakah residual yang bersifat independen memenuhi karakteristik *white noise*. Hipotesis yang digunakan

dalam pengujian ini adalah sebagai berikut:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^t \frac{\hat{p}_k^2}{(n-k)} \quad (2)$$

dimana:

Q : Uji Ljung-Box

\hat{p}_k : Nilai Autokorelasi lag k

k : Lag waktu

n : Jumlah parameter yang digunakan

i : Maximum lag

Hipotesis:

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m = 0$

(Sesuai asumsi *white noise*)

$H_0: \rho_k \neq 0, k = 1, 2, 3, \dots, m$

(Tidak Sesuai asumsi *white noise*)

Jika tingkat signifikansi yang digunakan adalah $\alpha = 5\%$, maka keputusan ditentukan berdasarkan nilai *p-value*. Jika *p-value* > α maka residual dianggap memenuhi proses *white noise* (Wei, 2006).

Pemilihan Metode Terbaik

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) diperoleh dengan menghitung rasio antara *error* absolut pada setiap periode terhadap nilai aktualnya, lalu mengambil rata-ratanya (Prayudani et al., 2019). MAPE mengukur akurasi peramalan dengan menunjukkan persentase kesalahan dibandingkan nilai aktual. Selain itu, MAPE berguna untuk membandingkan akurasi berbagai metode peramalan dan menilai sejauh mana model mendekati kenyataan. Adapun rumus dari MAPE sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{a-b}{a} \right|}{n} \times 100\% \quad (3)$$

Di mana a merupakan data aktual, b adalah data hasil peramalan, dan n adalah jumlah data atau observasi.

Safety Stock

Safety stock berperan dalam mengatasi ketidakpastian permintaan

dan pasokan dalam distribusi serta penyimpanan barang (Setiawan, 2024). Ketidakpastian ini mencakup fluktuasi jumlah dan keterlambatan pengiriman, sehingga tambahan stok diperlukan untuk memastikan kelancaran operasional. Perhitungan *safety stock* yang tepat mencegah kekurangan stok yang dapat merugikan perusahaan.

$$SS = Z \times S_d \times \sqrt{l} \quad (4)$$

dimana:

SS : *Safety Stock*

Z : *Safety Factor*

S_d : Standar deviasi permintaan

l : *Lead time*

Reorder Point

Order point atau *Reorder Point* menandai waktu pemesanan ulang saat persediaan mencapai *level* tertentu (Setiawan, 2024). Konsep ini memastikan ketersediaan stok untuk memenuhi permintaan tanpa kekurangan. Pemesanan dilakukan sebelum stok habis agar suplai baru tiba tepat waktu. Perhitungannya menggunakan rumus yang telah ditentukan untuk menjaga kestabilan persediaan (Bhavsar & Sinha, 2019).

$$ROP = (d \times l) + SS \quad (5)$$

dimana,

ROP : *Reorder Point*

d : Rata-Rata Permintaan (*demand*)

l : Rata-Rata Waktu Tunggu (*leadtime*)

SS : *Safety Stock*

3. METODOLOGI

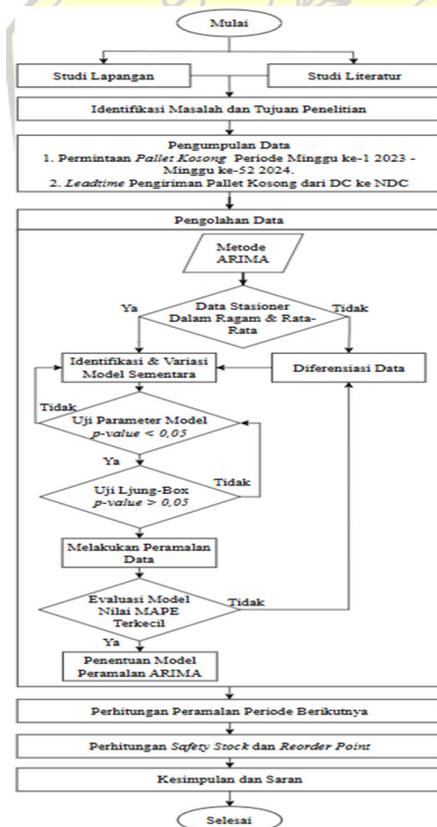
Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini bersumber dari dua kategori utama, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer didapatkan secara langsung dari wawancara dengan pihak PT XYZ untuk mengidentifikasi

permasalahan terkait ketersediaan *pallet* kosong yang tidak mencukupi bagi kebutuhan produksi. Sementara itu, data sekunder mencakup data historis permintaan *pallet* kosong dari Januari 2023 hingga Desember 2024 yang diklasifikasikan berdasarkan rentang mingguan, serta data waktu pengiriman *pallet* kosong ke NDC. Selain itu, penelitian ini juga mengacu pada studi literatur yang membahas metode peramalan kebutuhan ARIMA dengan memilih model terbaik.

Tahapan dalam penelitian, mulai dari studi lapangan dan studi literatur hingga kesimpulan dan saran dapat dilihat pada Gambar 1 berikut ini.

Alur Penelitian



Gambar 1. Flowchart Penelitian

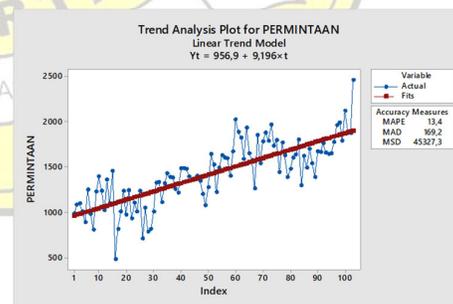
Penelitian ini dimulai dengan studi lapangan dan literatur untuk

mengidentifikasi masalah ketidakpastian permintaan *pallet* kosong bagian Produksi. Data historis permintaan dan lead time dikumpulkan, lalu dianalisis menggunakan metode ARIMA. Proses analisis mencakup uji stasioneritas, diferensiasi data jika diperlukan, pemilihan model terbaik berdasarkan parameter signifikansi dan nilai MAPE terkecil. Hasil peramalan digunakan untuk menghitung *Safety Stock* (SS) dan *Reorder Point* (ROP) guna memastikan ketersediaan *pallet* tetap terjaga. Penelitian diakhiri dengan kesimpulan terkait strategi optimal manajemen persediaan *pallet* kosong bagian Produksi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Identifikasi Model

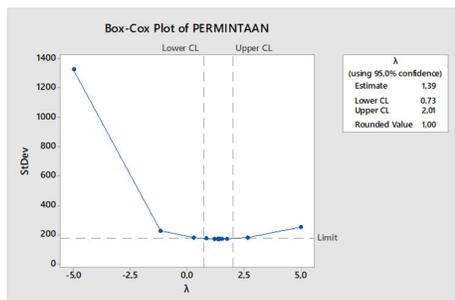
Tahap awal pengolahan data dengan ARIMA dimulai dengan identifikasi model melalui visualisasi data untuk mendeteksi tren. Grafik atau plot dibuat berdasarkan data permintaan *pallet* kosong untuk kebutuhan produksi dari Minggu ke-1 tahun 2023 hingga Minggu ke-52 tahun 2024. Plot ini membantu dalam menentukan pola dan kecenderungan data sebelum melanjutkan ke tahap analisis lebih lanjut.



Gambar 2. Tren Data Permintaan

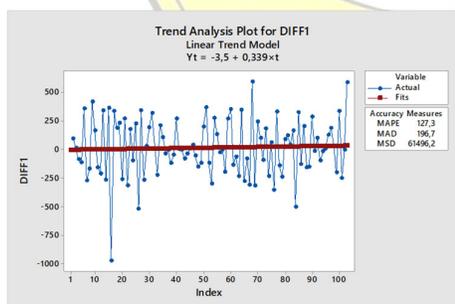
Gambar 2 menunjukkan tren meningkat, menandakan data tidak stasioner pada rata-rata. Data dikatakan stasioner jika tren mendatar. Sumbu horizontal menunjukkan periode waktu,

sementara sumbu vertikal mewakili permintaan *pallet* kosong. Setelah itu, dilakukan plot data dengan Transformasi Box-Cox untuk mengevaluasi stasioneritas dalam ragam.



Gambar 3. Box-Cox Data Permintaan

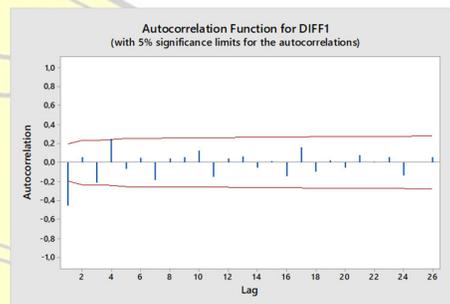
Data dikatakan stasioner dalam ragam jika nilai lambda (λ) dari Box-Cox *Transformation* sebesar 1, seperti yang diperoleh dalam hasil analisis. Namun, data masih tidak stasioner pada rata-rata. Dalam metode ARIMA, data harus stasioner pada kedua aspek tersebut, sehingga diperlukan proses *differencing* untuk mencapai stasioneritas sebelum melanjutkan pengolahan data. Untuk itu, proses *differencing* pertama pada Gambar 4, tren grafik sudah menunjukkan garis yang mendatar. Hal tersebut, memiliki arti bahwa data setelah dilakukan *differencing* pertama sudah menunjukkan stasioneritas dalam rata-rata. Sehingga, nilai *d* pada model ARIMA nanti adalah 1.



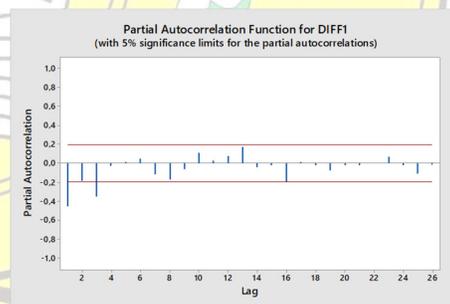
Gambar 4. Tren Diferensiasi 1

Estimasi Model

Setelah data stasioner, langkah berikutnya adalah estimasi model ARIMA dengan menentukan parameter (*p*, *d*, *q*). Nilai *d* sudah ditetapkan sebagai 1 berdasarkan satu kali *differensiasi*. Nilai *p* dan *q* diperoleh dari plot ACF dan PACF dengan melihat lag yang *cut-off* atau melampaui batas signifikansi. Berikut adalah plot ACF dan PACF untuk menentukan orde model.



Gambar 5. Plot ACF



Gambar 6. Plot PACF

Berdasarkan plot PACF, orde *p* diperkirakan sebesar 2 karena terdapat dua *lag* yang melewati batas signifikansi. Begitu pula dari plot ACF, orde *q* diperkirakan sebesar 2. Dengan demikian, model awal yang terbentuk adalah ARIMA (2,1,2). Selanjutnya, dilakukan *overfitting* dengan menambah atau mengurangi parameter, menghasilkan beberapa kombinasi model, yaitu ARIMA (2,1,2), ARIMA (1,1,2), ARIMA (2,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,1), ARIMA (0,1,2), dan ARIMA (2,1,0). Langkah berikutnya adalah uji

signifikansi parameter dengan $p\text{-value} < 0,05$ untuk memastikan model ARIMA signifikan sebelum pengujian *white noise*. Rekapitulasi hasil $p\text{-value}$ uji signifikansi parameter tersaji pada tabel berikut:

Tabel 2. Hasil $p\text{-value}$ Uji Signifikansi

Model ARIMA	$p\text{-value}$				Keputusan
	AR 1	AR 2	MA 1	MA 2	
2 1 2	-	-	-	-	Tidak Sig.
1 1 2	-	-	-	-	Tidak Sig.
2 1 1	0,285	0,552	0,482	-	Tidak Sig.
1 1 0	0,000	-	-	-	Sig.
0 1 1	-	-	0,000	-	Sig.
1 1 1	0,797	-	0,000	-	Tidak Sig.
0 1 2	-	-	0,000	0,827	Tidak Sig.
2 1 0	0,000	0,039	-	-	Sig.

Berdasarkan Tabel 2, tiga model ARIMA yang memenuhi uji signifikansi ($p\text{-value} < 0,05$) adalah ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (2,1,0). Model ini kemudian diuji *white noise* menggunakan uji Ljung-Box pada lag ke-12, 24, 36, dan 48 untuk memastikan residualnya tidak memiliki pola. Hasil uji disajikan sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil Uji Residual *White Noise*

Model ARIMA	Lag				Keputusan
	12	24	36	48	
1 1 0	0,000	0,002	0,011	0,001	Tidak Layak
0 1 1	0,123	0,171	0,407	0,223	Layak
2 1 0	0,000	0,003	0,016	0,001	Tidak Layak

Berdasarkan Tabel 3, model ARIMA (0,1,1) memiliki residual yang tidak berkorelasi dan memenuhi uji Ljung-Box, ditunjukkan oleh $p\text{-value}$ yang lebih besar dari 0,05 pada setiap lag. Dengan demikian, model ini merupakan yang terbaik dibandingkan dua model lainnya dan dinyatakan dengan nilai *error* model peramalan sebagai berikut:

Tabel 4. Nilai *Error* Model Peramalan

MAD	MSE	MAPE
197,0709091	62108,27262	16,18%

Peramalan

Tahap berikutnya adalah melakukan peramalan berdasarkan model ARIMA terbaik yaitu (0,1,1). Diperoleh hasil peramalan untuk jangka waktu tiga bulan ke depan mulai dari minggu ke-1 tahun 2025 sampai dengan minggu ke-12 tahun 2025.

Tabel 5. Peramalan Permintaan

Minggu 2025	Permintaan
Periode 1	2085
Periode 2	2096
Periode 3	2106
Periode 4	2116
Periode 5	2126
Periode 6	2137
Periode 7	2147
Periode 8	2157
Periode 9	2168
Periode 10	2178
Periode 11	2188
Periode 12	2198

Setelah peramalan, langkah selanjutnya adalah menghitung ROP dan SS untuk menjaga ketersediaan stok. ROP menentukan waktu pemesanan ulang agar stok tidak habis, sementara SS mengantisipasi fluktuasi permintaan dan keterlambatan pasokan, memastikan operasional tetap berjalan lancar. Berikut perhitungan SS dan ROP menggunakan *service level* (95%) = 1,645:

Total permintaan : 25702 *pallet*
 Rata-rata/Minggu : 2142,83 *pallet*
 Demand Stdev/Minggu : 35,46 *pallet*
 Leadtime (Minggu) : 1 Minggu

$$SS = Z \times S_d \times \sqrt{L}$$

$$SS = 1,645 \times 35,46 \times \sqrt{1}$$

$$SS = 1,645 \times 35,46 \times \sqrt{1}$$

$$SS = 59 \text{ pallet}$$

$$ROP = (d \times l) + SS$$

$$ROP = (2141,83 \times 1) + 59$$

$$ROP = 2201 \text{ pallet}$$

Pembahasan

Berdasarkan hasil peramalan menggunakan model ARIMA (0,1,1), permintaan *pallet* kosong diproyeksikan mengalami peningkatan secara bertahap setiap minggunya selama tiga bulan ke depan di tahun 2025. Tren ini menunjukkan adanya kecenderungan kenaikan permintaan dari 2.085 *pallet* pada minggu pertama menjadi 2.198 *pallet* pada minggu ke-12. Hal ini mengindikasikan bahwa kebutuhan *pallet* kosong di bagian Produksi terus bertambah, sehingga perlu adanya strategi pengelolaan persediaan yang optimal untuk memastikan ketersediaan *pallet* mencukupi.

Untuk mengantisipasi fluktuasi permintaan dan potensi keterlambatan pasokan, perhitungan *safety stock* (SS) dilakukan dan diperoleh nilai sebesar 59 *pallet*. Selain itu, *Reorder Point* (ROP) ditetapkan pada 2.201 *pallet*, yang berarti pemesanan ulang harus dilakukan saat stok mencapai jumlah tersebut agar ketersediaan *pallet* tetap terjaga. Evaluasi lebih lanjut terhadap tren ini dapat membantu dalam perencanaan distribusi dan pengelolaan stok *pallet* agar tidak terjadi kekurangan atau kelebihan yang berlebihan.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, peramalan dengan ARIMA (0,1,1) merupakan model terbaik dari yang lain. Model tersebut menunjukkan nilai error hasil peramalan (MAPE) sebesar 16,18%. Untuk menjaga ketersediaan *pallet* kosong untuk bagian Produksi, dihitung *Safety Stock* (SS) sebesar 59 *pallet* dan *Reorder Point* (ROP) sebesar 2.201 *pallet*. Strategi ini memastikan stok tetap aman, mencegah *stockout*, dan meningkatkan efisiensi operasional.

6. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang berkontribusi dalam penelitian ini, terutama para mentor, rekan sejawat, dan penyedia data atas masukan, diskusi, serta dukungannya. Apresiasi juga diberikan kepada kolega dan individu lain yang mendukung secara moral maupun profesional. Semoga penelitian ini bermanfaat bagi ilmu dan praktik di bidang terkait.

DAFTAR PUSTAKA

- Bhavsar, V. R., & Sinha, B. (2019). *Selection of reorder point when demand and lead time are variable with different significance levels*. International Journal of Management, 10(6), 235-238.
- Fan, D., Sun, H., Yao, J., Zhang, K. Y., & Sun, Z. (2021). *Well production forecasting based on ARIMA-LSTM model considering managed operations*. Energies, 22(9), 11078.
- Fauzani, S. P., & Rahmi, D. (2023). Penerapan metode ARIMA dalam peramalan harga produksi karet di Provinsi Riau. Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan, 2(4), 269-277.
- Glock, C. H. (2017). *Decision support models for managing returnable transport items in supply chains: A systematic literature review*. International Journal of Production Economics, 183, 561-569.
- Hajjah, A., & Nora Marlim, Y. (2021). Analisis Error Terhadap Peramalan Data Penjualan Error *Analysis Toward Sales Data Forecasting*. In *Februari* (Vol. 20, Issue 1).
- Hassyddiqy, & Hasdiana, (2023). Analisis Peramalan

- (Forecasting) Penjualan Dengan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Pada Huebee Indonesia. *Data Sciences Indonesia (DSI)*, 2(2), 92–100. <https://doi.org/10.47709/dsi.v2i2.2022>
- Katsanakis, Ibn-Mohammed, Moradlou, H., & Godsell, J. (2023). *Circular economy strategies for life cycle management of returnable transport items*. In *Sustainable Production and Consumption* (Vol. 43, pp. 333–348). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.spc.2023.11.016>
- Kemenperin. (2024). *Kemenperin Pacu IKM Kosmetik Maksimalkan Pasar yang Ekspansif*. Kemenperin. <https://ikm.kemenperin.go.id/kemenperin-pacu-km-kosmetik-maksimalkan-pasar-yang-ekspansif>
- Nurman, S., Nusrang, M., & Sudarmin. (2022). *Analysis of Rice Production Forecast in Maros District Using the Box-Jenkins Method with the ARIMA Model*. *ARRUS Journal of Mathematics and Applied Science*, 2(1), 36–48. <https://doi.org/10.35877/mathscience731>
- Prayudani, S., Hizriadi, A., Lase, Y., Y., Fatmi, Y., & Al-Khowarizmi. (2019). *Analysis Accuracy of Forecasting Measurement Technique on Random K-Nearest Neighbor (RKNN) Using MAPE and MSE*. *Journal of Physics: Conference Series*, 1361(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1361/1/012089>
- Setiawan, F. (2024). *Perancangan Aplikasi Pengendalian Persediaan Barang Dengan Metode Safety Stock Dan Reorder Point (Studi Kasus : PT. Airlangga Jaya Mandiri)*. In *Jurnal Ilmu Komputer dan Pendidikan* (Vols. 2, No. 2, Issue 2, pp. 401–408). <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/logic/article/view/2863/2412>
- Sholehah, R., Marsudi, M., & Budianto, A. G. (2021). *Analisis Persediaan Bahan Baku Kedelai Menggunakan EOQ, ROP Dan Safety Stock Produksi Tahu Berdasarkan Metode Forecasting Di PT. Langgeng*. *Journal of Industrial Engineering and Operation Management (JIEOM)*, 4(2).
- Venny, S., & Asriati, N. (2022). *Permintaan Dan Penawaran Dalam Ekonomi Mikro*. *Jurnal Pendidikan Ekonomi (JURKAMI)*, 7(1), 184–194. <https://doi.org/10.31932/jpe.v7i1.1583>
- Wati, L., & Solichin, A. (2024). *Prediksi Nilai Pengadaan Barang Dan Jasa Pada Sebuah Perusahaan Pariwisata Menggunakan Metode ARIMA dan Fuzzy Time Series*. *Jurnal Inovtek Polbeng Seri Informatika*, 9(1).
- Wildani Alfarisi, W., Haura, Z., Aurilia Pratiwi, D., Alamanda Putri, F., Sadewo, E., & Darmawan, G. (2024). *Comparative Analysis of Fourier Series Analysis and Holtwinters Methods on Forecasting Additive Seasonal Data*.
- Zhang, Y., Fu, Y., & Li, G. (2020). *Research on Container Throughput Forecast Based on ARIMA-BP Neural Network*. *Journal of Physics: Conference Series*, 1634(1).