



Perencanaan *Safety Stock* Menggunakan Metode Peramalan pada Proses Produksi Kemasan PT Empat Perdana Karton

Radif Ramadan¹, Risma Fitriani²

^{1), 2)} Faculty of Engineering, Industrial Engineering Department, Universitas Singaperbangsa Karawang
Jl. HS. Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat
Email: ¹⁾radiframadhan@gmail.com ²⁾risma.fitriani@ft.unsika.ac.id

ABSTRACT

Inventory management is a crucial aspect of the manufacturing industry to ensure smooth production processes and operational efficiency. One of the key elements in inventory management is safety stock, which serves to anticipate demand uncertainties and supply chain disruptions. This study aims to analyze the demand pattern of packaging production at PT Empat Perdana Carton, apply the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) forecasting method, and determine the optimal amount of safety stock. Production demand data was collected from January 2020 to December 2023 and analyzed using Minitab software. The research findings indicate that the ARIMA (4,0,3) model is the best-performing model, with a Mean Square Error (MSE) of 7,557.63. Based on the forecasting results, safety stock calculations were conducted at various service levels (90%-99%). The results show that the optimal safety stock ranges from 189 to 344 units, depending on the selected service level. These findings contribute to the company's efforts to optimize inventory planning, prevent stock shortages or excesses, and enhance operational efficiency.

Keywords: Inventory Management, *Safety Stock*, Forecasting, ARIMA, Operational Efficiency

ABSTRAK

Manajemen persediaan merupakan aspek krusial dalam industri manufaktur guna memastikan kelancaran produksi dan efisiensi operasional. Salah satu elemen penting dalam pengelolaan persediaan adalah *safety stock* yang berfungsi untuk mengantisipasi ketidakpastian permintaan dan gangguan rantai pasok. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola permintaan produksi kemasan di PT Empat Perdana Carton, menerapkan metode peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), serta menentukan jumlah *safety stock* yang optimal. Data permintaan produksi dikumpulkan dari Januari 2020 hingga Desember 2023 dan dianalisis menggunakan perangkat lunak *Minitab*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA (4,0,3) merupakan model terbaik dengan *Mean Square Error* (MSE) sebesar 7557,63. Berdasarkan hasil peramalan, dilakukan perhitungan *safety stock* dengan berbagai tingkat *service level* (90%-99%). Hasilnya menunjukkan bahwa jumlah *safety stock* yang optimal bervariasi antara 189 hingga 344 unit, tergantung pada tingkat layanan yang dipilih. Temuan ini memberikan kontribusi bagi perusahaan dalam mengoptimalkan perencanaan persediaan guna menghindari kekurangan atau kelebihan stok, serta meningkatkan efisiensi operasional.

Kata kunci: Manajemen Persediaan, *Safety Stock*, Peramalan, ARIMA, Efisiensi Operasional

1. Pendahuluan

Manajemen persediaan merupakan aspek krusial dalam industri manufaktur karena berpengaruh terhadap kelancaran proses produksi dan efisiensi operasional (Irawan, 2019; Lutfiana & Puspitosari, 2020; Rizky & Fernando, 2021). *Safety stock* merupakan suatu elemen yang krusial dalam manajemen persediaan. *Safety stock* ialah cadangan stok yang disediakan untuk mengantisipasi ketidakpastian permintaan serta potensi gangguan dalam rantai pasok (Alfiansyah & Hasin, 2023; Deiwantara & Prastawa, 2025). Keberadaan *safety stock* yang optimal amat diperlukan guna mencegah terjadinya keterlambatan produksi akibat kekurangan bahan baku atau persediaan yang berlebih sehingga dapat meningkatkan biaya penyimpanan (Putri et al., 2024; Raodah et al., 2024; Sufandi et al., 2024). Dalam menentukan *safety stock* yang optimal, perusahaan membutuhkan pendekatan berbasis data, salah satunya dengan menerapkan peramalan. Peramalan adalah metode analitis yang digunakan untuk memprediksi tren atau pola permintaan di masa mendatang berdasarkan data historis (Pakaja et al., 2015; Rachman, 2018; Wardah & Iskandar, 2017). Keakuratan peramalan sangat mempengaruhi efektivitas pengelolaan persediaan, karena kesalahan dalam estimasi dapat berujung pada penumpukan stok yang berlebihan atau kekurangan stok yang dapat menghambat produksi (Khadarusman et al., 2024; Sari, 2018; Sylvia, 2020). Misalnya saja pada penelitian yang dilakukan oleh Larassati & Lusiantoro (2022), terdapat temuan bahwa nilai *service level loss* pada kategori produk *oral care* PT Unilever Indonesia

mencapai 97% lebih tinggi pada tahun 2021, jika dibandingkan dengan rata-rata lima tahun sebelumnya. Sebesar 88% dari penyebab hal tersebut ialah permintaan yang meningkat drastis tanpa diimbangi dengan ketersediaan produk, hal ini menunjukkan bahwa *safety stock* yang ada belum optimal sehingga berdampak terhadap kerugian yang dialami perusahaan. Oleh karena itu, melakukan peramalan dengan metode yang tepat dan sesuai sangatlah penting untuk merencanakan *safety stock* guna memastikan kelancaran aktivitas bisnis perusahaan.

Salah satu metode peramalan yang banyak diterapkan dalam analisis data deret waktu adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Bakar & Rosbi, 2017; Salman & Kanigoro, 2021; Schaffer et al., 2021). Metode ini dikenal efektif dalam menangkap pola historis suatu data dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan pendekatan konvensional. Salah satu contohnya ialah pada penelitian yang Kandananond (2012) yang melakukan perbandingan antara ARIMA, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Artificial Neural Network* (ANN) dalam suatu peramalan permintaan produk konsumen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ARIMA memberikan hasil peramalan yang lebih akurat jika dibandingkan dengan dua metode lainnya. Selain itu juga terdapat penelitian terbaru yang dilakukan oleh Erkekoglu et al., (2020), ARIMA dibandingkan dengan dua metode lainnya yakni *Exponential Smoothing* dan VAR. Hasilnya menunjukkan bahwa metode ARIMA tetap memiliki akurasi peramalan terbaik diantara ketiganya berdasarkan nilai MSE, MAE, dan MAPE. Oleh karena itu, metode ARIMA dipilih untuk digunakan pada penelitian ini dalam melakukan perencanaan *safety stock* pada proses produksi kemasan di PT Empat Perdana Karton. ARIMA bekerja dengan mengombinasikan tiga komponen utama, yaitu *autoregressive* (AR) yang mempertimbangkan hubungan antara data masa lalu, *differencing* (I) untuk menghilangkan tren yang tidak stasioner, serta *moving average* (MA) yang memperhitungkan kesalahan prediksi sebelumnya. Keunggulan ARIMA terletak pada kemampuannya dalam menangani data dengan pola musiman maupun non-musiman, serta fleksibilitasnya dalam berbagai skenario peramalan (Alharbi & Csala, 2022; Muma & Karoki, 2022; Singh et al., 2020).

PT Empat Perdana Carton adalah suatu perusahaan manufaktur yang berfokus pada bidang produksi kemasan berbahan dasar kertas dan karton. Perusahaan ini berperan dalam mendukung berbagai sektor industri, seperti makanan dan minuman, elektronik, serta barang konsumsi lainnya. Dalam operasionalnya, perusahaan menghadapi tantangan dalam pengelolaan persediaan, terutama dalam menentukan jumlah *safety stock* yang optimal. Jika jumlah cadangan terlalu sedikit, risiko keterlambatan produksi akibat kekurangan stok akan meningkat. Sebaliknya, jika jumlahnya berlebihan, biaya penyimpanan dan risiko stok usang dapat membebani perusahaan. Oleh karena itu, pendekatan berbasis peramalan menjadi strategi yang diperlukan guna menyesuaikan tingkat persediaan dengan kebutuhan aktual (PT Empat Perdana Carton, 2025).

Berdasarkan dengan permasalahan tersebut, maka tujuan dari penelitian ini ialah untuk menganalisis pola permintaan produksi kemasan di PT Empat Perdana Carton, menerapkan metode ARIMA dalam peramalan permintaan, serta menentukan jumlah *safety stock* yang optimal berdasarkan hasil peramalan. Dengan adanya perencanaan yang lebih akurat, perusahaan dapat mengoptimalkan ketersediaan bahan baku dan produk jadi, sehingga meminimalkan risiko ketidakseimbangan stok serta meningkatkan efisiensi operasional. Proses penelitian ini mencakup beberapa tahap, antara lain pengumpulan data historis permintaan, analisis pola tren, pemodelan serta validasi metode ARIMA, dan perhitungan *safety stock* berdasarkan hasil peramalan. Besar harapan bahwa hasil penelitian ini menjadi suatu kontribusi dalam bidang manajemen persediaan, khususnya dalam penerapan metode peramalan untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan stok. Selain itu, penelitian ini juga dapat menjadi rujukan bagi industri manufaktur lainnya dalam mengembangkan strategi persediaan yang lebih adaptif terhadap dinamika permintaan.

2. Metode

2.1 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average dapat dipandang sebagai model ARMA (p,q) yang nonstasioner. Dalam model ARMA (p,q) nonstasioner, langkah pembedaan (*differencing*) dilakukan untuk membuat proses menjadi stasioner. Setelah proses pembedaan dilakukan sebanyak d kali hingga mencapai kondisi stasioner, model ARMA(p,q) akan berubah menjadi model ARIMA (p,d,q) dan memiliki bentuk umum yang dapat ditulis dengan Persamaan (1).

$$\phi_p(B)(1-B)^d.X_t = \phi_0 + \phi_q(B) \alpha_t \quad (1)$$

Keterangan:

X_t	: data observasi ke-t
B	: operator <i>backshift</i>
$1 - Bd Z_t$: <i>time series</i> yang stasioner pada pembedaan ke-d

- α_t : nilai *error* pada waktu ke-t
- p : orde AR
- d : orde *differencing (integrated)*
- q : orde MA

Jika proses *differencing* pertama diterapkan pada model untuk mencapai keadaan stasioner, maka model akan berubah menjadi ARIMA (1,1,1), yang dapat dituliskan sebagai Persamaan (2)

$$(1 - B)(1 - \phi_1 B) X_t = (1 - \phi_1 B) \alpha_t \tag{2}$$

Berdasarkan dengan persamaan di atas, maka ARIMA cocok digunakan jika observasi dalam deret waktu secara statistik terkait satu sama lain (*dependent*). Berikut adalah langkah-langkah yang terdapat dalam metode ARIMA: 1) Model umum dan uji stasioneritas data, 2) Identifikasi model dengan *flow Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), 3) Pendugaan parameter model, 4) Pemeriksaan diagnostic, 5) Pemilihan model terbaik, 6) Penggunaan model untuk peramalan.

2.2 Safety Stock

Safety stock berperan sebagai cadangan persediaan untuk mengantisipasi kemungkinan kekurangan bahan atau barang. Cadangan ini dibutuhkan jika terjadi peningkatan penggunaan bahan yang melebihi perkiraan awal atau terjadi keterlambatan dalam proses penerimaan bahan yang telah dipesan. Persamaan(3) merupakan persamaan perhitungan *safety stock*:

$$Safety\ Stock = Z \times \sigma_{Demand} \times \sqrt{m} \tag{3}$$

Keterangan:

- Z : Faktor pelayanan (*service level*)
- σ_{Demand} : Standar deviasi dari peramalan permintaan selama periode *lead time*
- \sqrt{m} : Akar kuadrat dari jumlah periode *lead time*

Dalam perhitungan *safety stock*, terdapat suatu istilah yang disebut sebagai *service level*. *Service level* dalam konteks *safety stock* adalah ukuran probabilitas atau tingkat kepastian bahwa suatu perusahaan dapat memenuhi permintaan pelanggan tanpa mengalami kehabisan stok (*stockout*) dalam periode tertentu. Semakin tinggi *service level*, maka perusahaan ingin semakin minim risiko kehabisan stok, namun tentu hal ini berdampak terhadap jumlah *safety stock* yang akan lebih besar. *Service level* berperan untuk menentukan faktor pelayanan (Z) untuk dimanfaatkan dalam perhitungan *safety stock*. Faktor pelayanan (Z) ini diambil dari distribusi normal standar. Semakin tinggi *service level* yang ditentukan oleh perusahaan, maka faktor Z pun akan semakin tinggi, juga secara bersamaan *safety stock* pun akan semakin besar. Tabel 1 merupakan tabel parameter nilai Z dengan *Service Level*.

Tabel 1. Parameter Nilai Z dengan Service Level

Keputusan <i>Service Level</i>	Faktor Pelayanan (Z)
50 %	0
60 %	0,3
70 %	0,5
80 %	0,8
85 %	1
90 %	1,3
93 %	1,5
95 %	1,6
97 %	1,9
98 %	2,1
99 %	2,3
99,99 %	3,1

Sumber: (Radasanu, 2016)

3. Hasil dan Pembahasan

Dalam menentukan *safety stock* pada produksi kemasan di PT Empat Perdana Carton, Tabel 2 berikut ini terdapat data permintaan produksi dalam rentang waktu Januari 2020 hingga Desember 2023.

Tabel 2. Data Permintaan Produksi PT Empat Perdana Carton

Bulan	Tahun			
	2020	2021	2022	2023
Januari	326	412	344	431
Februari	422	354	378	438
Maret	472	625	459	495
April	645	478	509	409
Mei	714	516	497	591
Juni	303	377	424	434
Juli	537	419	453	552
Agustus	463	552	312	376
September	338	456	356	414
Oktober	662	573	594	649
November	509	625	517	527
Desember	286	604	493	409

Berdasarkan data dari Tabel 3, tahapan pertama dalam penelitian ini ialah melakukan analisis deskriptif statistik untuk menjelaskan karakteristik data terhadap variabel penelitian. Tabel statistik deskriptif dibuat dengan menggunakan *software minitab* dengan hasil terlihat pada Gambar 1.

Statistics

Variable	N	N*	Mean	SE Mean	StDev	Minimum	Q1	Median	Q3
Data Permintaan Produksi	48	0	473.5	15.1	104.6	286.0	409.0	461.0	548.3
Variable	Maximum								
Data Permintaan Produksi	714.0								

Gambar 1. Statistik Deskriptif Data Permintaan Produksi PT EPC

Pada hasil analisis deskriptif terdapat informasi terkait nilai minimum, nilai maksimum, nilai rata-rata, median, serta standar deviasi dari data permintaan produksi. Merujuk pada Gambar 1. di atas, dapat diketahui bahwa permintaan produksi kemasan mencapai puncak tertingginya pada bulan Mei 2020 dengan jumlah 714 unit. Adapun titik terendahnya yakni terjadi pada bulan Desember 2020 dengan jumlah permintaan sebanyak 286 unit. Secara rata-rata, permintaan produksi kemasan pada PT Empat Perdana Carton selama tiga tahun terakhir yakni sebanyak 473,5 unit. Adapun standar deviasi pada Data Permintaan Produksi yakni memiliki nilai 104.6 yang selanjutnya akan digunakan untuk perhitungan *safety stock*.

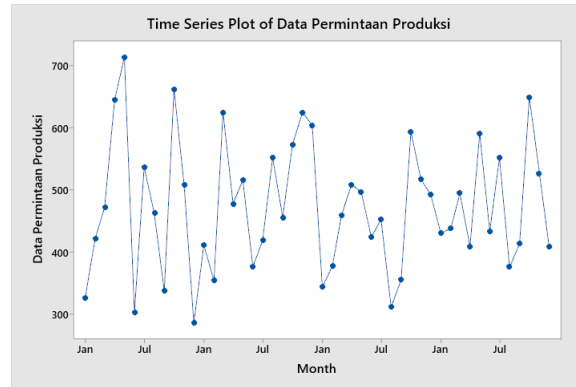
Setelah dilakukannya analisis deskriptif sesuai dengan data permintaan produksi yang telah diperoleh, proses berikutnya dilanjutkan dengan melakukan perhitungan *safety stock*. Dalam melakukan perhitungan *safety stock*, beberapa hal yang dapat memengaruhi kuantitas *safety stock* diantaranya yakni tingkat penjualan yang dikehendaki oleh perusahaan dan *lead time* dari produk yang diproduksi. Tetapi dalam penelitian kali ini, kuantitas *safety stock* akan bervariasi berdasarkan dengan *service level* yang berbeda pula. *Service level* yang digunakan oleh perusahaan ialah mulai dari 90% sampai dengan 99% dengan *lead time* selama 2 hari.

3.1 Identifikasi Kestasioneran Data

Dalam memilih metode peramalan yang paling relevan dengan karakteristik data, langkah pertama yang perlu dilakukan adalah mengidentifikasi kestasioneran data. Berikut merupakan *plot* data aktual permintaan produksi kemasan pada periode Januari 2020 hingga Desember 2023 yang diolah dengan menggunakan *software Minitab*.

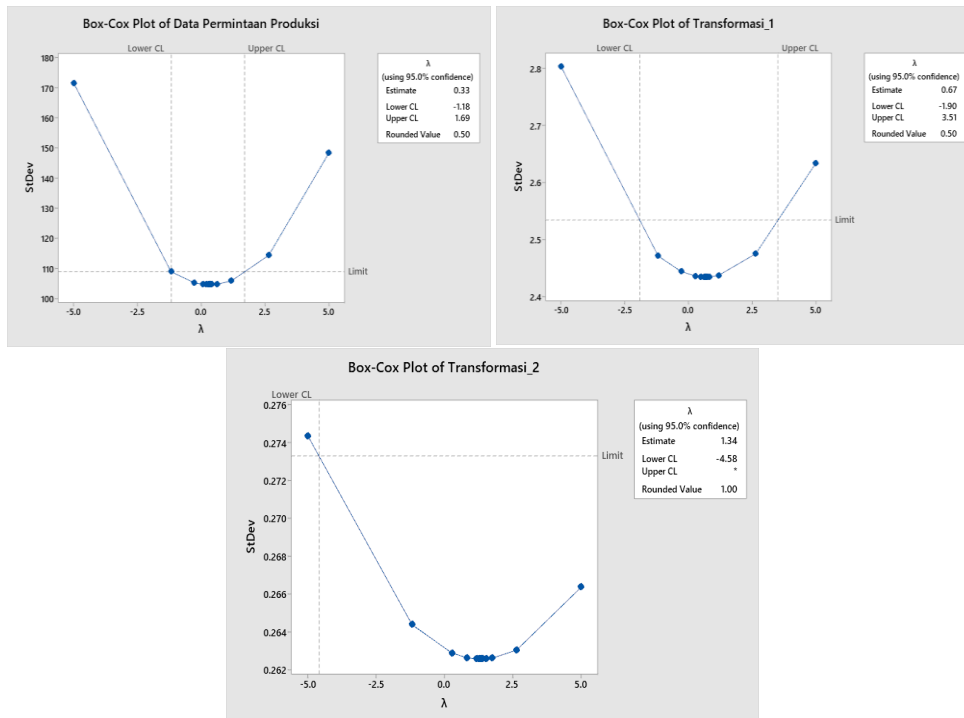
Berdasarkan Gambar 2, diketahui bahwa data permintaan menunjukkan fluktuasi data yang signifikan serta mengalami perubahan yang cukup drastic dari waktu ke waktu. Hal tersebut membuat data dapat dinyatakan tidak stasioner dalam *varians* dan *mean*. Oleh sebab itu, untuk menangani fenomena data yang tidak stasioner tersebut, maka akan dilakukan transformasi data dengan syarat data akan stasioner jika *rounded value* = 1. Berikut ini merupakan *plot* hasil dari transformasi data dengan menggunakan *Box-Cox Transformation*:

Pada Gambar 3, diketahui bahwa setelah dilakukannya tiga kali transformasi, data telah menjadi stasioner dalam *varians*. Maka langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi kestasioneran data dalam *mean* dengan menganalisis pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Gambar 4 merupakan hasil dari identifikasi kestasioneran data dalam *mean*.



Gambar 2. Plot Time-Series Data Permintaan Produksi PT EPC

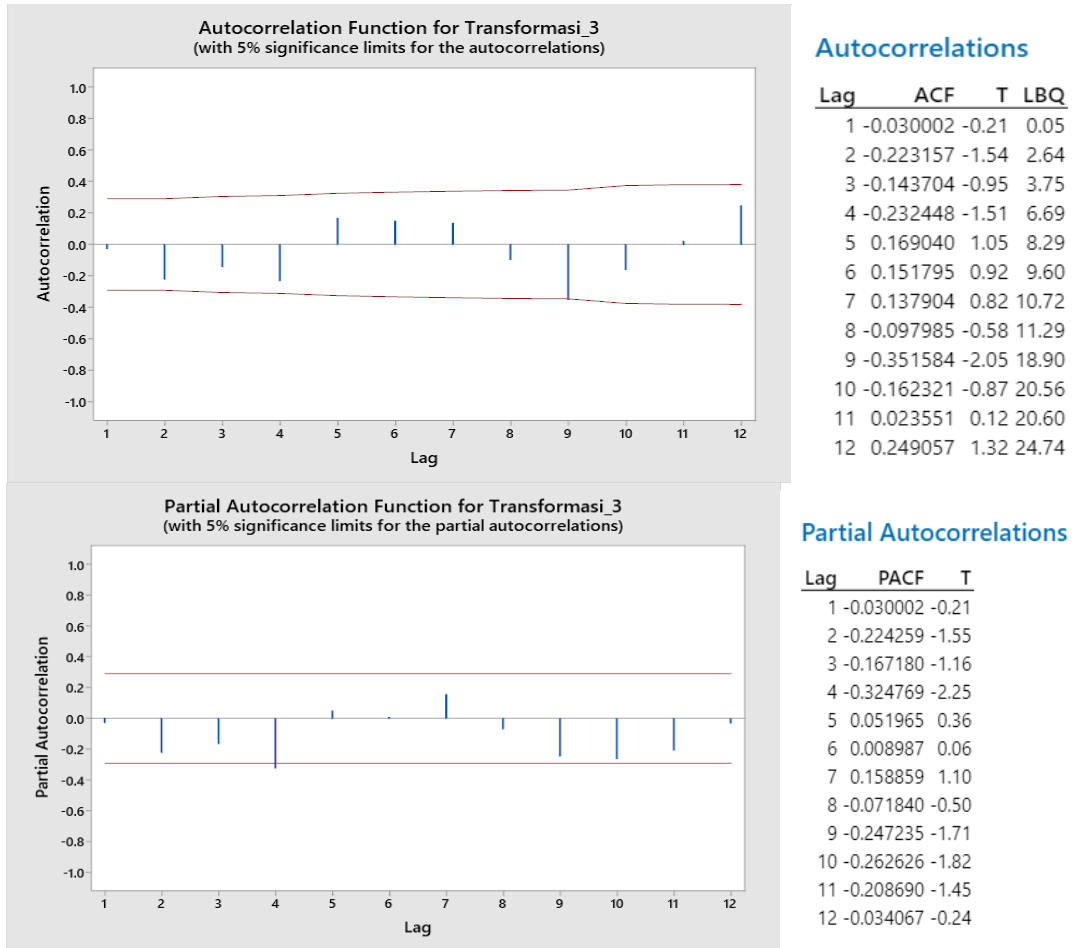
Berdasarkan Gambar 4. diketahui nilai ACF dan PACF sebagian besar mendekati nol dan tidak signifikan secara statistik. Hal ini menunjukkan bahwa data tidak menunjukkan autokorelasi yang panjang. Sehingga dari hasil analisis autokorelasi, dapat disimpulkan bahwa data sudah stasioner. Oleh karena itu, tidak diperlukan lagi adanya *differencing* untuk orde d pada model ARIMA (p, d, q). Dengan demikian, dapat diidentifikasi bahwa model yang sesuai untuk data permintaan produksi PT Empat Perdana Carton adalah model AR (p) dan MA (q) atau juga ARIMA ($p, 0, q$).



Gambar 3. Plot Box-Cox Transformation Data Permintaan Produksi PT EPC

3.2 Menentukan Parameter Model

Setelah data dinyatakan stasioner pada tahapan sebelumnya, maka selanjutnya ialah menentukan parameter model dengan menetapkan setiap orde pada AR dan MA. Karena data yang digunakan berjumlah besar dan memerlukan banyak perhitungan, maka untuk memudahkan pengolahan data digunakan *software Minitab* sebagai bantuan. Berikut merupakan sajian dari parameter model ARIMA ($p, 0, q$) dalam *Minitab* dengan $d=0$. Selain itu juga terdapat hasil uji statistik terhadap parameter dan konstanta dengan uji signifikansi. Uji ini dilakukan untuk membandingkan nilai p -value terhadap tingkat signifikansi (p -value < 0.05).



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Data Permintaan Produksi PT EPC

Tabel 3. Estimasi Parameter Model

Model	Parameter	Koefisien	SE. Koefisien	P	Parameter	Konstanta	Kesimpulan
ARIMA(1,0,0)	ϕ_1 Konstanta	-0.020 482.9	0.148 15.3	0.895 0.000	Tidak Signifikan pada AR(1)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(1,0,1)	ϕ_1 θ_1 Konstanta	0.617 0.964 181.26	0.166 0.127 1.02	0.001 0.000 0.000	Signifikan pada AR(1) dan Signifikan pada MA(1)	Signifikan	Model Layak Digunakan
ARIMA(0,0,1)	θ_1 Konstanta	0.038 473.7	0.148 14.7	0.796 0.000	Tidak Signifikan pada MA(1)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(2,0,0)	ϕ_2 Konstanta	-0.237 599.4	0.146 15	0.111 0.000	Tidak Signifikan pada AR(2)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(2,0,1)	ϕ_2 θ_1 Konstanta	-0.214 1.0294 239.302	0.151 0.0332 0.519	0.163 0.000 0.000	Tidak Signifikan pada AR(2) dan Signifikan pada MA(1)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(1,0,2)	ϕ_1 θ_2 Konstanta	0.493 0.725 240.115	0.207 0.21 0.228	0.022 0.002 0.082	Signifikan pada AR(1) dan Signifikan pada MA(2)	Signifikan	Model Layak Digunakan

Model	Parameter	Koefisien	SE. Koefisien	P	Parameter	Konstanta	Kesimpulan
ARIMA(2,0,2)	ϕ_2 θ_2 Konstanta	0.159 0.614 258.402	0.342 0.412 0.594	0.645 0.143 0.000	Tidak Signifikan pada AR(2) dan Tidak Signifikan pada MA(2)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(0,0,2)	θ_2 Konstanta	0.676 472.75	0.123 1.17	0.000 0.000	Signifikan pada MA(2)	Signifikan	Model Layak Digunakan
ARIMA(3,0,0)	ϕ_3 Konstanta	-0.207 723.9	0.152 14.9	0.182 0.000	Tidak Signifikan pada AR(2)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(3,0,1)	ϕ_3 θ_1 Konstanta	-0.139 -0.934 1103.1	0.175 0.155 29.2	0.431 0.000 0.000	Tidak Signifikan pada AR(3) dan Signifikan pada MA(1)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(3,0,2)	ϕ_3 θ_2 Konstanta	-0.049 -0.880 1728.3	0.185 0.101 54.9	0.793 0.000 0.000	Tidak Signifikan pada AR(3) dan Signifikan pada MA(2)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(1,0,3)	ϕ_1 θ_3 Konstanta	0.308 0.056 326.90	0.648 0.399 1.70	0.637 0.889 0.000	Tidak Signifikan pada AR(1) dan Tidak Signifikan pada MA(3)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(2,0,3)	ϕ_2 θ_3 Konstanta	-0.9974 0.275 460.27	0.0147 0.150 8.72	0.000 0.073 0.000	Signifikan pada AR(2) dan Tidak Signifikan pada MA(3)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(3,0,3)	ϕ_3 θ_3 Konstanta	-	-	-	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(0,0,3)	θ_3 Konstanta	0.166 472.25	0.153 1.98	0.283 0.000	Tidak Signifikan pada MA(3)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(4,0,0)	ϕ_4 Konstanta	-0.395 987.0	0.145 13.9	0.009 0.000	Signifikan pada AR(4)	Signifikan	Model Layak Digunakan
ARIMA(4,0,1)	ϕ_4 θ_1 Konstanta	-0.034 0.974 241.965	0.172 0.122 0.901	0.842 0.000 0.000	Tidak Signifikan pada AR(4) dan Signifikan pada MA(1)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(4,0,2)	ϕ_4 θ_2 Konstanta	-	-	-	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(4,0,3)	ϕ_3 θ_3 Konstanta	-0.335 -0.814 1106.1	0.159 0.273 22.5	0.041 0.005 0.000	Signifikan pada AR(4) dan Signifikan pada MA(3)	Signifikan	Model Layak Digunakan
ARIMA(1,0,4)	ϕ_1 θ_4 Konstanta	-0.351 0.363 637.87	0.463 0.159 2.71	0.452 0.027 0.000	Tidak Signifikan pada AR(1) dan Signifikan pada MA(4)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(2,0,4)	ϕ_2 θ_4 Konstanta	-0.255 0.477 724.63	0.432 0.237 2.72	0.559 0.051 0.000	Tidak Signifikan pada AR(2) dan Tidak Signifikan pada MA(4)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan

Model	Parameter	Koefisien	SE. Koefisien	P	Parameter	Konstanta	Kesimpulan
ARIMA(3,0,4)	ϕ_3 θ_4 Konstanta	-0.252 0.487 574.709	0.296 0.285 0.421	0.399 0.096 0.000	Tidak Signifikan pada AR(3) dan Tidak Signifikan pada MA(4)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(4,0,4)	ϕ_4 θ_4 Konstanta	0.088 0.575 525.917	0.369 0.501 0.138	0.813 0.258 0.000	Tidak Signifikan pada AR(4) dan Tidak Signifikan pada MA(4)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(0,0,4)	θ_4 Konstanta	0.308 471.78	0.160 1.65	0.060 0.000	Tidak Signifikan pada MA(4)	Signifikan	Model Tidak Layak Digunakan

Berdasarkan dengan hasil uji di atas, Tabel 4 merupakan *summary* hasil beberapa model dengan hasil parameter dan konstanta yang signifikan sehingga dapat digunakan pada tahapan berikutnya.

Tabel 4. Model yang Memenuhi Uji Signifikansi

Model	Kelayakan Penggunaan Model	Alasan
ARIMA(1,0,1)	Model Layak Digunakan	Parameter dan Konstantan Siginifikan
ARIMA(1,0,2)	Model Layak Digunakan	Parameter dan Konstantan Siginifikan
ARIMA(0,0,2)	Model Layak Digunakan	Parameter dan Konstantan Siginifikan
ARIMA(4,0,0)	Model Layak Digunakan	Parameter dan Konstantan Siginifikan
ARIMA(4,0,3)	Model Layak Digunakan	Parameter dan Konstantan Siginifikan

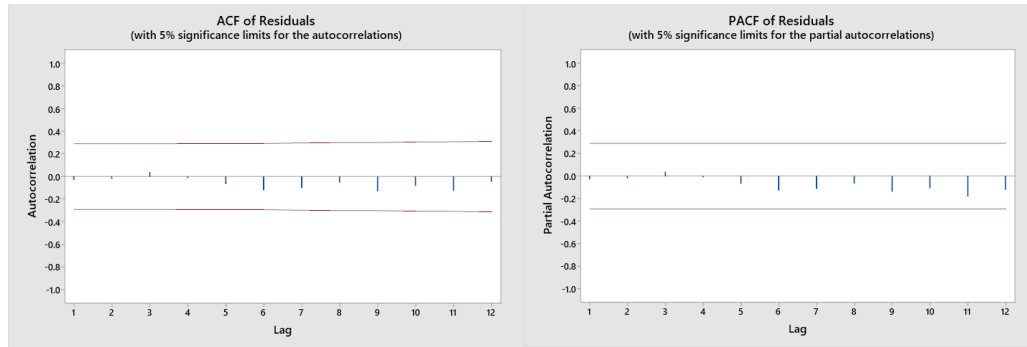
3.3 Verifikasi Model

Tahapan berikutnya setelah didapatkannya model yang memiliki parameter dan konstanta yang signifikan ialah melakukan uji residual model yang akan diverifikasi. Uji ini meliputi uji independensi atau *White Noise Error* yang mengacu pada *output Minitab* dalam bagian *Modified Box-Pierce (Ljung-Box)*. Uji ini dilakukan dengan membandingkan nilai *p-value* pada *output* yang dihasilkan oleh setiap model yang sudah memenuhi uji signifikansi dengan tingkat toleransi (*p-value* > 0.05). Apabila residualnya tidak berkorelasi (independen), maka model layak digunakan pada peramalan. Tabel 5 merupakan *output* proses *Ljung-Box-Pierce* setiap model.

Tabel 5. Output Uji Proses *Ljung-Box-Pierce*

Model	<i>p-value</i>			Kelayakan Penggunaan Model
	<i>Lag 12</i>	<i>Lag 24</i>	<i>Lag 36</i>	
ARIMA(1,0,1)	0.006	0.002	0.001	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(1,0,2)	0.059	0.078	0.034	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(0,0,2)	0.021	0.038	0.029	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(4,0,0)	0.048	0.090	0.097	Model Tidak Layak Digunakan
ARIMA(4,0,3)	0.318	0.643	0.568	Model Layak Digunakan

Berdasarkan Tabel 5. di atas, untuk model ARIMA (4,0,3) pada lag 12, residual model memenuhi proses random karena nilai *p-value* (0,318 > 0,05). Begitu pula pada lag 24, 36 dan 48 nilai *p-value* > α (0,05). Sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (4,0,3) telah memenuhi proses random dan layak digunakan. Selanjutnya juga akan dilihat pasangan ACF dan PACF untuk model ARIMA (4,0,3) pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot ACF dan PACF Residual Model ARIMA (4,0,3)

3.4 Peramalan

Setelah didapatkan model yang layak digunakan, maka dilakukan pengukuran akurasi model menggunakan nilai *Mean Square Error (MSE)*. Perhitungan MSE model dari *Minitab* dapat dilihat pada Gambar 6.

Residual Sums of Squares

DF	SS	MS
40	302305	7557.63

Back forecasts excluded

Gambar 6. Mean Square Error Model Arima (4,0,3)

Berdasarkan Gambar 6. di atas, *Mean Square Error* yang didapatkan pada model ARIMA (4,0,3) adalah 7557.63, selanjutnya ARIMA (4,0,3) akan digunakan untuk melakukan peramalan. Peramalan dilakukan dengan menggunakan *software Minitab* dengan hasil terlihat pada Gambar 7.

Forecasts from period 48

Period	Forecast	95% Limits	
		Lower	Upper Actual
49	433.646	263.220	604.072
50	404.132	230.372	577.892
51	442.251	267.520	616.983

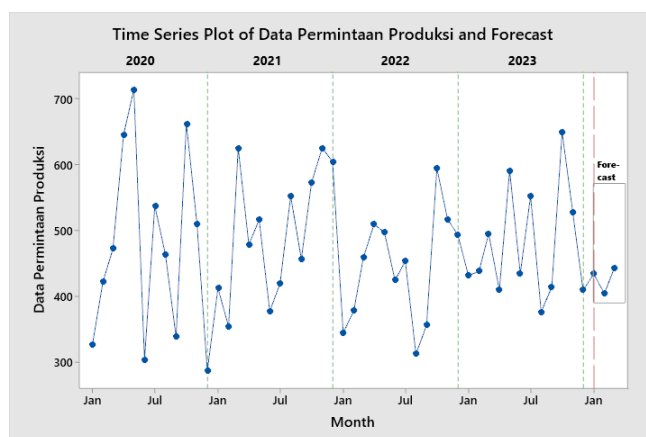
Gambar 7. Hasil Peramalan Data Permintaan Produksi Menggunakan Model ARIMA (4,0,3)

Hasil peramalan yang dilakukan yakni berfokus pada 3 bulan berikutnya di Tahun 2024, yakni pada Bulan Januari-Maret 2024 dengan hasil yang digabungkan dengan periode sebelumnya yakni sebagai berikut:

Tabel 6. Peramalan Permintaan Produksi PT Empat Perdana Carton

Bulan	Tahun				
	2020	2021	2022	2023	2024
Januari	326	412	344	431	433.646
Februari	422	354	378	438	404.132
Maret	472	625	459	495	442.251
April	645	478	509	409	
Mei	714	516	497	591	
Juni	303	377	424	434	
Juli	537	419	453	552	
Agustus	463	552	312	376	
September	338	456	356	414	
Oktober	662	573	594	649	
November	509	625	517	527	
Desember	286	604	493	409	

Data peramalan yang digabungkan dengan data asli tersebut selanjutnya dibuat dan diperjelas dengan grafik *plot time-series* pada Gambar 8.



Gambar 8. Plot Time-Series Peramalan Data Permintaan Produksi

3.5 Safety Stock

Berdasarkan persamaan (3) untuk menentukan *safety stock*, maka berikut ini hasil perhitungan *safety stock* dengan nilai *service level* yang berkisar dari 90% sampai dengan 99% dengan *lead time* selama 2 hari seperti terlihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Perhitungan *Safety Stock*

<i>Service Level</i>	Z	<i>Std Deviasi Demand</i>	<i>Leadtime (Hari)</i>	<i>Safety Stock</i>
90 %	1.28	104.598	2	189.342605
91 %	1.34	104.598	2	198.21804
92 %	1.41	104.598	2	208.572713
93 %	1.48	104.598	2	218.927387
94 %	1.55	104.598	2	229.282061
95 %	1.64	104.598	2	242.595213
96 %	1.75	104.598	2	258.866843
97 %	1.88	104.598	2	278.096951
98 %	2.05	104.598	2	303.244016
99 %	2.33	104.598	2	344.662711

Berdasarkan Tabel 7, terdapat hasil *safety stock* berdasarkan dengan *service level* dan parameter z yang menentukan jumlah *safety stock* yang harus dipersiapkan. Oleh karena itu perusahaan perlu menentukan dan menyesuaikan antara *service level* yang akan disajikan dengan biaya yang akan ditimbulkan. Dengan demikian perusahaan dapat mempersiapkan *safety stock* secara optimal sehingga proses produksi dan packaging dapat memenuhi permintaan pelanggan tanpa menyebabkan stok yang berlebihan atau kekurangan stok.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa penerapan metode ARIMA dalam peramalan permintaan produksi kemasan di PT Empat Perdana Carton efektif dalam menentukan jumlah *safety stock*. Model ARIMA (4,0,3) terbukti memiliki performa terbaik dengan tingkat akurasi yang tinggi. Perhitungan *safety stock* dengan tingkat *service level* 90%-99% menghasilkan kisaran cadangan stok antara 189 hingga 344 unit. Dengan perencanaan *safety stock* yang lebih akurat, perusahaan dapat mengurangi risiko keterlambatan produksi akibat kekurangan bahan baku dan menghindari pemborosan akibat kelebihan stok. Selain itu, *safety stock* yang terjamin ketersediaannya memungkinkan perusahaan untuk meningkatkan fleksibilitas dalam menghadapi fluktuasi permintaan pasar serta menjaga kontinuitas produksi tanpa gangguan signifikan. Hasil penelitian ini juga menegaskan bahwa penggunaan metode yang tepat dapat menjadi faktor kunci dalam pengambilan keputusan strategis terkait manajemen persediaan. Oleh karena itu, pendekatan berbasis metode ARIMA pada penelitian ini dapat dijadikan strategi yang efektif dalam meningkatkan operasional serta daya saing perusahaan di industri manufaktur. Sehingga dapat direkomendasikan agar metode ini dapat diterapkan secara lebih luas pada seluruh sektor industri manufaktur guna menjamin ketersediaan *safety stock* yang sesuai kebutuhan.

Daftar Pustaka

1. Alfiansyah, A., & Hasin, A. (2023). Integrasi ABC System dan EOQ Dalam Pengendalian Persediaan Bahan Baku (Studi Kasus pada Perusahaan Tisu di Yogyakarta). *Journal Of Social Science Research*, 3(4), 10202-10213. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>
2. Alharbi, F. R., & Csala, D. (2022). A Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factors (SARIMAX) Forecasting Model-Based Time Series Approach. *Inventions*, 7(4), 94. <https://doi.org/10.3390/inventions7040094>
3. Bakar, N. A., & Rosbi, S. (2017). Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model for Forecasting Cryptocurrency Exchange Rate in High Volatility Environment: A New Insight of Bitcoin Transaction. *International Journal of Advanced Engineering Research and Science*, 4(11), 130-137. <https://doi.org/10.22161/ijaers.4.11.20>
4. Deiwantara, R., & Prastawa, I. H. (2025). Usulan Perbaikan Pengendalian Perencanaan Peramalan & Safety Stock Pada Persediaan Spare Part GEARBOX Dengan Menggunakan Metode Time Series pada PT Indo Tambangraya Megah. *Industrial Engineering Online Journal*, 14(1).
5. Erkekoglu, H., Garang, A. P. M., & Deng, A. S. (2020). Comparative Evaluation of Forecast Accuracies for Arima, Exponential Smoothing and Var. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 10(6), 206-216. <https://doi.org/10.32479/ijefi.9020>
6. Irawan, I. (2019). Analisis Manajemen Persediaan, Ukuran Perusahaan, Dan Leverage Terhadap Manajemen Laba Pada Perusahaan Manufaktur Di Bei. *Jurnal Manajemen Tools*, 11(1), 99-115.
7. Kandananond, K. (2012). A Comparison of Various Forecasting Methods For Autocorrelated Time Series. *International Journal of Engineering Business Management*, 4(1), 1-6. <https://doi.org/10.5772/51088>
8. Khadarusman, R., Kusriani, & Kusnawi. (2024). Penerapan Metode Moving Average untuk Memprediksi Stok Parfum. *Bit-Tech*, 7(1), 104-112. <https://doi.org/10.32877/bt.v7i1.1563>
9. Larassati, P., & Lusiantoro, L. (2022). Evaluasi Kebijakan Safety Stock di Tengah Kenaikan Permintaan dan Terkendalanya Pasokan: Studi pad Produk Oral Care PT Unilever Indonesia [Universitas Gadjah Mada]. https://etd.repository.ugm.ac.id/penelitian/detail/214904?utm_source=chatgpt.com
10. Lutfiana, L., & Puspitosari, I. (2020). Analisis Manajemen Persediaan Pada Usaha Mikro, Kecil, Dan Menengah (UMKM) Jazid Bastomi Batik Di Purworejo. *Jurnal JESKape*, 4(1), 55-66.
11. Muma, B., & Karoki, A. (2022). Modeling GDP Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model: A Systematic Review. *OALib*, 09(04), 1-8. <https://doi.org/10.4236/oalib.1108355>
12. Pakaja, F., Naba, A., & Purwanto, P. (2015). Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor. *Neural Networks*, 6(1), 23-28.
13. PT Empat Perdana Carton. (2025). *PT Empat Perdana Carton*. <https://www.semuaabis.com/pt-empat-perdana-carton-0267-401732>
14. Putri, N., Amrita, L., Zulfa, A., Mahendra, D., & Minardi, J. (2024). Efisiensi Pengelolaan Persediaan Stok Menggunakan Metode Safety Stock di Kaki Naga Jepara. *Journal of Information System and Computer*, 4(2), 83-86.
15. Rachman, R. (2018). Penerapan Metode Moving Average Dan Exponential Smoothing Pada Peramalan Produksi Industri Garment. *Jurnal Informatika*, 5(2), 211-220. <https://doi.org/10.31311/ji.v5i2.3309>
16. Radasanu, A. C. (2016). Inventory Management, Service Level and Safety Stock. *Journal of Public Administration, Finance and Law*, 9, 145-153.
17. Raodah, Yanasim, N., & Erniyani. (2024). Penentuan safety stock bahan baku gypsum pada proses pembuatan semen. *JENIUS: Jurnal Terapan Teknik Industri*, 5(1), 205-213. <https://doi.org/10.37373/jenius.v5i1.1155>
18. Rizkya, I., & Fernando. (2021). Optimalisasi Persediaan Bahan Baku Atap Spandex dengan Metode Q. *Jurnal Sistem Teknik Industri*, 23(1), 1-8. <https://doi.org/10.32734/jsti.v23i1.4906>
19. Salman, A. G., & Kanigoro, B. (2021). Visibility Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Models. *Procedia Computer Science*, 179, 252-259.

<https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.004>

20. Sari, D. I. (2018). Analisis Perhitungan Persediaan dengan Metode FIFO dan Average Pada PT. Harapan. *PERSPEKTIF: Jurnal Ekonomi Dan Manajemen Akademi Bina Sarana Informatika*, 16(1), 31-38.
21. Schaffer, A. L., Dobbins, T. A., & Pearson, S.-A. (2021). Interrupted time series analysis using autoregressive integrated moving average (ARIMA) models: a guide for evaluating large-scale health interventions. *BMC Medical Research Methodology*, 21(1), 58. <https://doi.org/10.1186/s12874-021-01235-8>
22. Singh, R. K., Rani, M., Bhagavathula, A. S., Sah, R., Rodriguez-Morales, A. J., Kalita, H., Nanda, C., Sharma, S., Sharma, Y. D., Rabaan, A. A., Rahmani, J., & Kumar, P. (2020). Prediction of the COVID-19 Pandemic for the Top 15 Affected Countries: Advanced Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model. *JMIR Public Health and Surveillance*, 6(2), e19115. <https://doi.org/10.2196/19115>
23. Sufandi, U. U., Pandiangan, P., Hidayat, A., & Trihapningsari, D. (2024). Menghitung Efisiensi Kebutuhan Bahan Ajar Cetak Universitas Terbuka Menggunakan Model Safety Stock dan Reorder Point. *INSERT: Information System and Engineering Technology Journal*, 5(2), 110-127.
24. Sylvia, S. (2020). Implementasi dan Analisa Metode Peramalan Exponential Smoothing dan Weighted Moving Average Untuk Permintaan Produk Minuman Kopi K di CV Fajar Timur Lestari. *Journal of Industrial Engineering & Management Research*, 3(4), 139-147.
25. Wardah, S., & Iskandar, I. (2017). Analisis Peramalan Penjualan Produk Keripik Pisang Kemasan Bungkus (Studi Kasus : Home Industry Arwana Food Tembilahan). *J@ti Undip: Jurnal Teknik Industri*, 11(3), 135-142. <https://doi.org/10.14710/jati.11.3.135-142>