

Analisis metode *forecasting* klasik dan arima untuk optimasi pengelolaan persediaan produk *fast moving* di PT XYZ

Analysis of classic and arima forecasting methods for optimizing fast moving product inventory management at PT XYZ

Jeremi Jackson Tampubolon*, Wahyudin, Astrid Caroline Angelica Simatupang, Jericho Agustino, Naufal Rabbani Sumitra

* Universitas Singaperbangsa Karawang, Jl H.S. Ronggowaluyo, PuseurJaya, Kec Telukjambe Tim., Kabupaten Karawang, Jawa Barat, Indonesia

Email: jeremy2210jackson@gmail.com*, hwwahyudin@gmail.com, astridcarolineangelics@gmail.com, jericho.agustino2003@gmail.com, naufalsumitra87@gmail.com

Informasi Artikel

Histori Artikel

- Artikel dikirim 07/03/2026
- Artikel diperbaiki 04/04/2026
- Artikel diterima 21/04/2026

Abstrak

Pengelolaan persediaan produk *fast moving* merupakan aspek penting dalam menjaga keseimbangan antara ketersediaan stok dan efisiensi biaya operasional perusahaan. Permasalahan utama yang sering dihadapi adalah fluktuasi permintaan yang tinggi sehingga menyulitkan perusahaan dalam menentukan jumlah persediaan yang optimal. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan tingkat akurasi beberapa metode peramalan, yaitu *Moving Average*, *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, *Winter's Method*, dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), dalam memprediksi permintaan produk *fast moving* di PT XYZ. Metode penelitian yang digunakan adalah pendekatan kuantitatif dengan desain deskriptif-komparatif menggunakan data historis penjualan bulanan periode Januari 2022 hingga Desember 2024. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan indikator *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Deviation* (MAD), dan *Mean Squared Error* (MSE), serta dilengkapi dengan analisis *tracking signal* dan *moving range* untuk menilai kestabilan dan bias model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ARIMA memiliki tingkat akurasi terbaik dengan nilai kesalahan paling rendah dibandingkan metode lainnya. Meskipun demikian, analisis validasi menunjukkan adanya kecenderungan bias pada beberapa periode, sehingga model tetap memerlukan pemantauan dan evaluasi berkala. Penelitian ini menyimpulkan bahwa ARIMA merupakan metode yang paling optimal dalam memodelkan permintaan produk *fast moving* yang bersifat fluktuatif, serta dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan pengelolaan persediaan yang lebih efektif dan berbasis data.

Kata Kunci: *Forecasting*; ARIMA; Persediaan; Produk *Fast moving*; Akurasi Peramalan

ABSTRACT

Managing the inventory of fast-moving products is an important aspect in maintaining a balance between stock availability and operational cost efficiency of the company. The main problem that is often faced is the high fluctuations in demand, making it difficult for companies to determine the optimal amount of inventory. This study aims to analyze and compare the accuracy level of several Forecasting methods, namely Moving Average, Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing, Winter's

Method, and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), in predicting the demand for fast moving products at PT XYZ. The research method used is a quantitative approach with a descriptive-comparative design using historical data on monthly sales for the period January 2022 to December 2024. The evaluation of model performance was carried out using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Deviation (MAD), and Mean Squared Error (MSE) indicators, and was equipped with tracking signal and moving range analysis to assess the stability and bias of the model. The results showed that the ARIMA method had the best accuracy rate with the lowest error value compared to other methods. However, validation analysis shows a bias trend in some periods, so the model still requires periodic monitoring and evaluation. This study concludes that ARIMA is the most optimal method in modeling the demand for fast-moving products that are volatile, and can be used as a basis for more effective and data-driven inventory management decisions.

Keywords: Forecasting; ARIMA Inventory; Fast moving Products; Forecasting Accuracy

1. Pendahuluan

Pengelolaan persediaan merupakan salah satu aspek krusial dalam manajemen operasi karena berpengaruh langsung terhadap tingkat pelayanan pelanggan, efisiensi biaya, serta keberlangsungan rantai pasok perusahaan [1]. Perusahaan distribusi yang menangani produk *fast moving* menghadapi tantangan utama berupa fluktuasi permintaan yang tinggi. Hal ini tercermin dari data penjualan PT XYZ yang menunjukkan variasi signifikan antarperiode, dengan nilai permintaan bulanan yang berubah secara tidak stabil dan cenderung sulit diprediksi. Kondisi ini menyebabkan ketidakpastian dalam perencanaan pengadaan, sehingga meningkatkan risiko kelebihan maupun kekurangan stok [2]. Oleh karena itu, diperlukan sistem peramalan permintaan yang akurat agar keputusan pengadaan dapat dilakukan secara optimal [3]. Pada praktiknya, banyak perusahaan masih mengandalkan pendekatan peramalan sederhana tanpa evaluasi komprehensif terhadap tingkat akurasi, sehingga potensi inefisiensi masih sering terjadi [4]. Permasalahan ini juga ditemui pada aktivitas pengelolaan persediaan di PT XYZ, di mana ketepatan perencanaan stok menjadi faktor penting dalam menjaga ketersediaan produk sekaligus mengendalikan biaya persediaan [5].

Sejumlah penelitian terdahulu telah mengkaji penggunaan metode peramalan deret waktu seperti *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, serta *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam konteks pengendalian persediaan [6]. Metode *Forecasting* klasik seperti *Moving Average* dan *Exponential Smoothing* memiliki keunggulan dalam kemudahan implementasi dan interpretasi, serta efektif digunakan pada data dengan pola yang relatif stabil. Namun, metode ini memiliki keterbatasan dalam menangkap pola data yang kompleks dan fluktuatif. Di sisi lain, model ARIMA memiliki kemampuan yang lebih baik dalam memodelkan pola deret waktu yang dinamis melalui komponen *autoregressive*, *differencing*, dan *Moving Average*, sehingga lebih adaptif terhadap perubahan data. Meskipun demikian, ARIMA memiliki kelemahan berupa kompleksitas dalam proses identifikasi parameter dan kebutuhan asumsi stasioneritas data [7].

Meskipun berbagai metode telah dikembangkan, penelitian sebelumnya umumnya hanya menggunakan satu metode *Forecasting* tanpa melakukan perbandingan komprehensif antar metode pada data riil perusahaan, sehingga belum memberikan gambaran yang jelas mengenai metode yang paling optimal untuk karakteristik permintaan tertentu [8]. Selain itu, integrasi hasil peramalan dengan implikasi manajerial terhadap kebijakan persediaan juga masih terbatas [9]. Oleh karena itu, *research gap* dalam penelitian ini terletak pada belum adanya analisis komparatif yang sistematis antara metode *Forecasting* klasik dan ARIMA menggunakan data aktual perusahaan dalam konteks produk *fast moving*.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat akurasi beberapa metode peramalan permintaan, menentukan model terbaik yang paling sesuai dengan pola data produk *fast moving*, serta memberikan rekomendasi pengelolaan persediaan yang lebih optimal. Kontribusi penelitian ini secara praktis adalah memberikan dasar pengambilan keputusan berbasis data bagi perusahaan dalam menentukan metode peramalan

yang paling akurat, sedangkan secara akademik penelitian ini memberikan bukti empiris mengenai keunggulan pendekatan komparatif *Forecasting* dalam konteks manajemen persediaan [10]. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memperkaya literatur terkait peramalan permintaan, tetapi juga menawarkan implikasi aplikatif yang relevan bagi pengambilan keputusan operasional.

2. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain penelitian deskriptif-komparatif yang bertujuan mengevaluasi dan membandingkan kinerja beberapa metode peramalan dalam memprediksi permintaan produk *fast moving* [11]. Penelitian dilaksanakan pada perusahaan distribusi nasional PT XYZ dengan fokus pada satu produk utama, yaitu CS-M7271 *manual cup sealer with white body (combo Cup) "POWERPACK"*. Periode penelitian mencakup data historis penjualan bulanan selama tiga tahun, yaitu Januari 2022 hingga Desember 2024.

Sumber data yang digunakan terdiri dari data sekunder berupa data historis penjualan yang diperoleh dari dokumen perusahaan, serta data primer yang diperoleh melalui wawancara dengan pihak terkait, khususnya bagian *supply chain*, *gudang*, dan pengadaan [12]. Teknik pengumpulan data dilakukan melalui studi dokumentasi dan wawancara semi-terstruktur untuk memahami proses *Forecasting* serta kendala operasional yang dihadapi perusahaan [13]. Data penelitian berupa data deret waktu (*time series*) penjualan bulanan yang kemudian diolah melalui beberapa tahapan [14]. Tahap awal adalah pembagian data menjadi data pelatihan (*Training set*) sebesar 70% dan data pengujian (*testing set*) sebesar 30%. Pembagian ini dilakukan secara kronologis, di mana data periode Januari 2022 hingga sekitar pertengahan 2023 digunakan sebagai data pelatihan, sedangkan sisa data hingga Desember 2024 digunakan sebagai data pengujian, sehingga model dapat diuji menggunakan data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

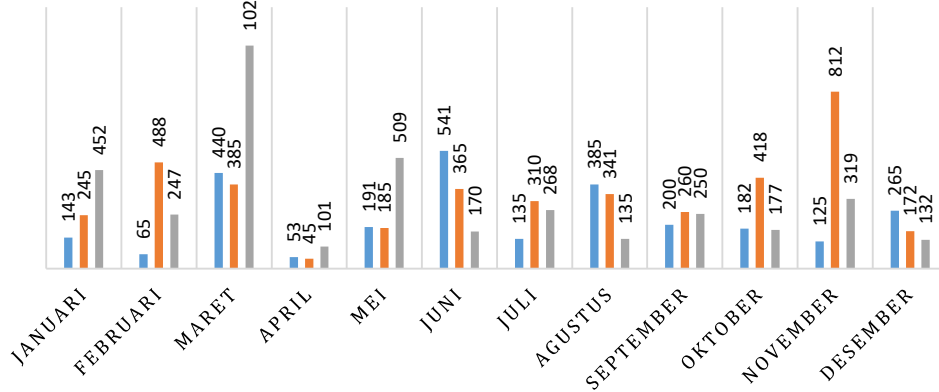
Selanjutnya dilakukan penerapan beberapa metode peramalan, yaitu *Moving Average* (3 bulan dan 6 bulan), *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, *Winter's Method*, dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) [15]. Proses pengolahan data dan peramalan dilakukan menggunakan perangkat lunak Minitab untuk memastikan konsistensi dan akurasi perhitungan. Penerapan metode ARIMA dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu: a) Uji stasioneritas untuk memastikan data memiliki rata-rata dan varians yang konstan, b) Identifikasi model menggunakan *plot Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan orde parameter (p , d , q), c) Estimasi parameter untuk memperoleh model ARIMA terbaik berdasarkan kriteria statistik, dan, d) Diagnostik residual untuk memastikan bahwa residual bersifat white noise dan model telah sesuai dengan data.

Teknik analisis data dilakukan dengan mengevaluasi tingkat akurasi hasil peramalan menggunakan indikator *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Deviation* (MAD), dan *Mean Squared Error* (MSE) [16]. MAPE digunakan untuk mengukur persentase kesalahan relatif dengan kriteria umum: <10% (sangat akurat), 10–20% (baik), 20–50% (cukup), dan >50% (buruk). MAD digunakan untuk mengukur rata-rata deviasi absolut antara nilai aktual dan hasil peramalan, di mana nilai yang lebih kecil menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih rendah. Sementara itu, MSE digunakan untuk mengukur rata-rata kuadrat kesalahan yang memberikan penalti lebih besar terhadap *error* yang ekstrem, sehingga semakin kecil nilai MSE menunjukkan model yang semakin baik. Selain itu, dilakukan validasi model melalui analisis *tracking signal* untuk mendeteksi bias peramalan serta *moving range* untuk menilai kestabilan kesalahan prediksi antarperiode [17]. Hasil evaluasi ini digunakan untuk menentukan metode peramalan yang paling akurat dan stabil sehingga dapat direkomendasikan dalam pengelolaan persediaan produk *fast moving*.

3. Hasil dan Pembahasan

Pengumpulan data

Gambar 1 data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis penjualan bulanan produk CS-M727I yang diperoleh dari sistem pencatatan persediaan perusahaan PT XYZ selama periode pengamatan.



Gambar 1. Penjualan produk CS-M727I 2022-2024

Secara umum, tabel menunjukkan bahwa permintaan produk bersifat fluktuatif dari waktu ke waktu dengan variasi yang cukup tinggi antarperiode, yang mengindikasikan karakteristik produk *fast moving* tanpa pola musiman yang konsisten. Kondisi ini menegaskan pentingnya penggunaan metode peramalan yang adaptif terhadap perubahan pola permintaan agar hasil prediksi lebih representatif dan dapat mendukung pengambilan keputusan persediaan secara lebih akurat.

Fluktuasi permintaan yang tinggi pada produk *fast moving* memberikan pengaruh signifikan terhadap kinerja metode peramalan. Pola data yang tidak stabil menyebabkan metode sederhana seperti *Moving Average* dan *Exponential Smoothing* kurang mampu menghasilkan prediksi yang akurat karena keterbatasannya dalam merespons perubahan pola secara cepat. Sebaliknya, metode ARIMA lebih adaptif terhadap perubahan tersebut karena mempertimbangkan hubungan antarperiode dalam data historis. Dengan demikian, semakin tinggi tingkat fluktuasi permintaan, maka semakin dibutuhkan metode peramalan yang mampu menangkap dinamika data secara lebih kompleks.

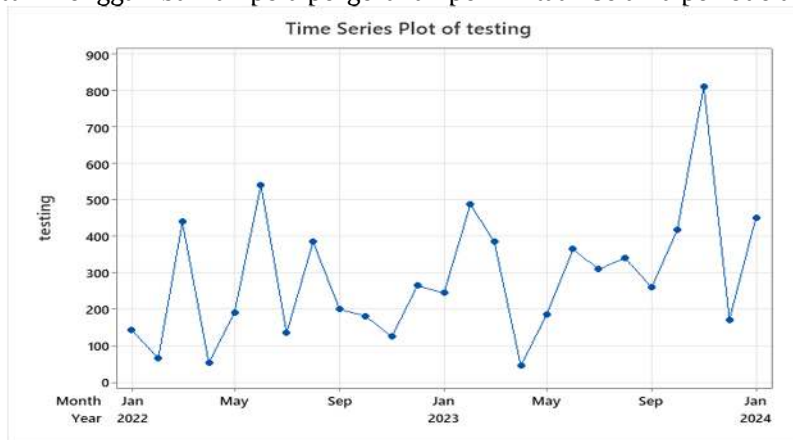
Tahapan awal pengolahan data

Data pada **Tabel 1** merupakan bagian dari data pelatihan (*Training set*) yang digunakan sebagai dasar pembentukan model peramalan pada penelitian di PT XYZ.

Tabel 1. Data <i>training set</i>	
Bulan	Penjualan (<i>unit</i>)
Januari 2022	143
Februari 2022	65
Maret 2022	440
April 2022	53
Mei 2022	191
Juni 2022	541
Juli 2022	135
Agustus 2022	385
September 2022	200
Oktober 2022	182
November 2022	125
Desember 2022	265
Januari 2023	245
Februari 2023	488
Maret 2023	385
April 2023	45
Mei 2023	185

Bulan	Penjualan (<i>unit</i>)
Juni 2023	365
Juli 2023	310
Agustus 2023	341
September 2023	260
Oktober 2023	418
November 2023	812
Desember 2023	172
Januari 2024	452

Secara umum, data *Training* menunjukkan variasi permintaan yang cukup dinamis antarperiode tanpa kecenderungan tren jangka panjang yang konsisten. Variabilitas ini mengindikasikan bahwa pola permintaan dipengaruhi oleh faktor operasional dan pasar yang berubah-ubah, sehingga model peramalan perlu mampu beradaptasi terhadap perubahan tersebut agar menghasilkan prediksi yang lebih reliabel. Visualisasi deret waktu berikut digunakan untuk menggambarkan pola pergerakan permintaan selama periode data pelatihan.



Gambar 2. Grafik data training set

Gambar 2 grafik menunjukkan bahwa permintaan bergerak secara fluktuatif dengan beberapa lonjakan dan penurunan yang terjadi dalam interval waktu relatif berdekatan, mencerminkan karakteristik permintaan yang tidak stabil. Pola ini menegaskan bahwa pendekatan peramalan yang mempertimbangkan dinamika data historis secara lebih mendalam diperlukan agar model mampu menangkap perubahan pola secara lebih akurat dibandingkan metode berbasis rata-rata sederhana.

Moving average

Metode *moving average* menggunakan rata-rata nilai dari beberapa bulan terakhir yang ditentukan untuk menghasilkan nilai forecast periode berikutnya. Metode ini termasuk teknik smoothing yang sederhana dan cukup efektif untuk data tanpa pola tren atau musiman yang kuat.

Moving average 3 bulan

Tabel 2 menyajikan hasil peramalan periode pengujian yang dihasilkan oleh metode *moving average 3 bulan* beserta interval prediksinya.

Tabel 2. Hasil *forecasting moving average (MA) 3 bulan*

Period	Forecasts		
	Forecast	Lower	Upper
Februari 2024	478,667	105,811	851,522
Maret 2024	478,667	105,811	851,522
April 2024	478,667	105,811	851,522
Mei 2024	478,667	105,811	851,522
Juni 2024	478,667	105,811	851,522

<i>Period</i>	<i>Forecasts</i>		
	<i>Forecast</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
Juli 2024	478,667	105,811	851,522
Agustus 2024	478,667	105,811	851,522
September 2024	478,667	105,811	851,522
Oktober 2024	478,667	105,811	851,522
November 2024	478,667	105,811	851,522
Desember 2024	478,667	105,811	851,522

Hasil peramalan menunjukkan bahwa metode MA 3 bulan menghasilkan nilai prediksi yang stabil dengan rentang interval kepercayaan yang cukup lebar, mengindikasikan adanya ketidakpastian yang masih tinggi terhadap variasi permintaan aktual. Kondisi ini mencerminkan karakteristik metode yang sederhana dan lebih berfokus pada perataan data, sehingga performanya perlu dibandingkan dengan metode lain yang lebih adaptif untuk memperoleh tingkat akurasi yang optimal.

Moving average 6 bulan

Tabel 3 menyajikan nilai hasil peramalan untuk periode pengujian menggunakan metode *Moving Average 6 bulan* beserta batas interval prediksinya.

Tabel 3. Hasil *forecasting moving average (MA) 6 bulan*

<i>Forecasts</i>	<i>Forecasts</i>	<i>Forecasts</i>	<i>Forecasts</i>
<i>Period</i>	<i>Period</i>	<i>Period</i>	<i>Period</i>
Februari 2024	Februari 2024	Februari 2024	Februari 2024
Maret 2024	Maret 2024	Maret 2024	Maret 2024
April 2024	April 2024	April 2024	April 2024
Mei 2024	Mei 2024	Mei 2024	Mei 2024
Juni 2024	Juni 2024	Juni 2024	Juni 2024
Juli 2024	Juli 2024	Juli 2024	Juli 2024
Agustus 2024	Agustus 2024	Agustus 2024	Agustus 2024
September 2024	September 2024	September 2024	September 2024
Oktober 2024	Oktober 2024	Oktober 2024	Oktober 2024
November 2024	November 2024	November 2024	November 2024
Desember 2024	Desember 2024	Desember 2024	Desember 2024

Secara umum, hasil peramalan menunjukkan nilai prediksi yang konsisten antarperiode dengan rentang interval yang relatif luas, menandakan tingkat ketidakpastian yang masih cukup tinggi terhadap variasi data aktual. Karakteristik ini mencerminkan sifat metode MA 6 bulan yang lebih menekankan stabilitas dibandingkan responsivitas, sehingga efektivitasnya perlu dievaluasi lebih lanjut melalui perbandingan tingkat akurasi dengan metode peramalan lainnya.

Single exponential smoothing (SES)

Tabel 4 menyajikan hasil peramalan periode pengujian menggunakan metode *Single Exponential Smoothing* beserta interval prediksinya.

Tabel 4. Hasil *forecasting single exponential smoothing (SES)*

<i>Period</i>	<i>Forecasts</i>		
	<i>Forecast</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
Februari 2024	325,991	-14,2617	666,244
Maret 2024	325,991	-14,2617	666,244
April 2024	325,991	-14,2617	666,244
Mei 2024	325,991	-14,2617	666,244
Juni 2024	325,991	-14,2617	666,244
Juli 2024	325,991	-14,2617	666,244
Agustus 2024	325,991	-14,2617	666,244
September 2024	325,991	-14,2617	666,244
Oktober 2024	325,991	-14,2617	666,244
November 2024	325,991	-14,2617	666,244

Period	Forecasts		
	Forecast	Lower	Upper
Desember 2024	325,991	-14,2617	666,244

Hasil peramalan menunjukkan nilai prediksi yang relatif konstan dengan rentang interval yang cukup lebar, yang mencerminkan tingkat variasi permintaan yang masih tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa SES mampu memberikan estimasi yang lebih adaptif dibandingkan metode rata-rata, evaluasi lebih lanjut terhadap akurasi dan kestabilan model tetap diperlukan melalui perbandingan dengan metode peramalan lainnya.

Double Exponential Smoothing (DES)

Tabel 5 menyajikan hasil peramalan periode pengujian menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* beserta interval prediksinya. Hasil peramalan menunjukkan pola prediksi yang meningkat secara bertahap seiring komponen tren yang diakomodasi dalam model, dengan rentang interval prediksi yang mencerminkan tingkat ketidakpastian permintaan. Hal ini mengindikasikan bahwa DSES cukup efektif dalam memodelkan data yang memiliki kecenderungan tren, namun evaluasi lebih lanjut terhadap tingkat akurasi dan kestabilan model tetap diperlukan untuk memastikan kesesuaiannya dalam lingkungan permintaan yang fluktuatif.

Tabel 5. Hasil *forecast double exponential smoothing (DSES)*

Period	Forecasts		
	Forecast	Lower	Upper
Februari 2024	420,604	80,681	760,527
Maret 2024	434,371	90,067	778,674
April 2024	448,137	99,202	797,073
Mei 2024	461,904	108,094	815,715
Juni 2024	475,671	116,753	834,589
Juli 2024	489,438	125,19	853,686
Agustus 2024	503,205	133,414	872,996
September 2024	516,972	141,435	892,51
Oktober 2024	530,739	149,261	912,218
November 2024	544,506	156,901	932,111
Desember 2024	558,273	164,365	952,182

Winter's method (triple exponential smoothing)

Tabel 6 menyajikan hasil peramalan periode pengujian menggunakan metode *Winter's (Triple Exponential Smoothing)* beserta interval prediksinya. Hasil peramalan menunjukkan pola prediksi yang berfluktuasi mengikuti dinamika historis permintaan, dengan interval prediksi yang mencerminkan tingkat ketidakpastian model terhadap variasi data. Meskipun metode ini secara teoritis mampu mengakomodasi komponen tren dan musiman, pada data penelitian yang tidak memiliki pola musiman yang kuat, hasil forecast cenderung kurang stabil. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi lebih lanjut melalui analisis akurasi dan perbandingan dengan metode lainnya untuk menentukan tingkat keandalan model dalam mendukung pengambilan keputusan persediaan.

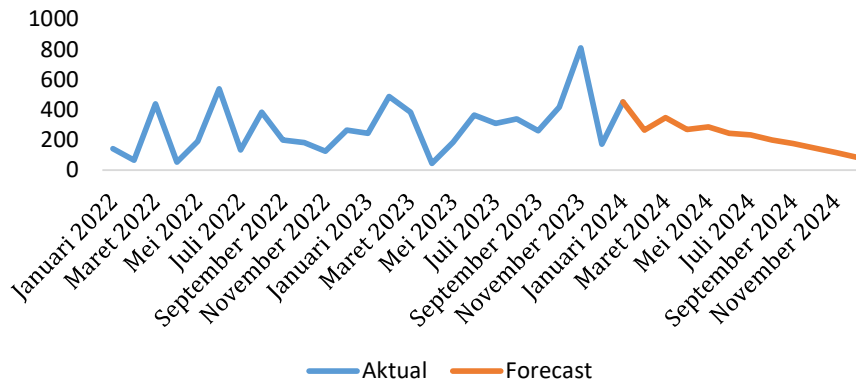
Tabel 6. Hasil *forecasting winter's method (triple exponential smoothing)*

Period	Forecasts		
	Forecast	Lower	Upper
Februari 2024	400,579	164,312	636,845
Maret 2024	530,596	293,423	767,769
April 2024	161,113	-77,024	399,25
Mei 2024	294,13	54,974	533,287
Juni 2024	553,148	312,916	793,379
Juli 2024	316,665	75,304	558,025
Agustus 2024	451,182	208,638	693,726
September 2024	312,199	68,419	555,979

Period	Forecasts		
	Forecast	Lower	Upper
Oktober 2024	376,216	131,148	621,285
November 2024	538,734	292,326	785,142
Desember 2024	282,751	34,953	530,549

ARIMA (*autoregressive integrated moving average*)

Grafik pada [Gambar 3](#) ARIMA digunakan untuk memvisualisasikan pola hasil peramalan permintaan sepanjang periode pengujian. [Gambar 3](#) grafik menunjukkan bahwa model ARIMA berusaha mengikuti pola fluktuasi data historis dengan perubahan nilai ramalan yang dinamis antar periode. Pola visual yang terbentuk mencerminkan respons model terhadap ketidakstabilan permintaan, sehingga kurva ramalan tidak bersifat konstan melainkan menyesuaikan kecenderungan data sebelumnya. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu menangkap pola perubahan permintaan, meskipun masih dipengaruhi oleh variasi data yang cukup tinggi.



[Gambar 3](#). Grafik ARIMA CS-M727I (Autoregressive Integrated Moving Average)

[Tabel 7](#) menyajikan hasil numerik peramalan ARIMA beserta batas bawah dan batas atas interval prediksi untuk setiap periode. Berdasarkan [Tabel 7](#) hasil peramalan, terlihat bahwa nilai forecast mengalami perubahan bertahap antar periode yang mencerminkan adaptasi model terhadap pola data historis. Interval prediksi yang relatif lebar menunjukkan adanya tingkat ketidakpastian yang cukup besar dalam memproyeksikan permintaan di masa depan. Kondisi ini menandakan bahwa meskipun ARIMA mampu memberikan estimasi yang mengikuti dinamika data, model tetap sensitif terhadap fluktuasi ekstrem sehingga diperlukan evaluasi lanjutan terhadap kestabilan dan bias hasil peramalan.

[Tabel 7](#). Hasil *forecasting* ARIMA (*autoregressive integrated moving average*)

Period	Forecasts		
	Forecast	Lower	Upper
Februari 2024	264,704	-222,85	752,26
Maret 2024	349,653	-195,43	894,74
April 2024	271,607	-422,88	966,09
Mei 2024	286,716	-497,21	1070,64
Juni 2024	244,229	-657,69	1146,15
Juli 2024	232,867	-770,94	1236,67
Agustus 2024	200,415	-915,25	1316,08
September 2024	177,603	-1046,12	1401,33
Oktober 2024	146,346	-1189,84	1482,54
November 2024	117,287	-1331,43	1566
Desember 2024	84,163	-1479,8	1648,13

Analisis akurasi hasil *forecasting* (*testing set*)

[Tabel 8](#) menyajikan hasil evaluasi akurasi metode *Moving Average* (MA) 3 bulan pada periode pengujian berdasarkan perbandingan antara nilai aktual dan hasil peramalan. Berdasarkan hasil

perhitungan tingkat kesalahan, metode MA 3 bulan menunjukkan rata-rata persentase *error* yang relatif tinggi dengan deviasi yang cukup besar antarperiode. Hal ini mengindikasikan bahwa model belum mampu menangkap pola fluktuasi permintaan secara optimal, khususnya pada periode dengan perubahan nilai yang ekstrem. Dengan demikian, meskipun metode ini sederhana dan mudah diterapkan, performa akurasinya perlu dibandingkan dengan metode lain yang lebih adaptif sebelum direkomendasikan untuk pengambilan keputusan persediaan.

Tabel 8. MAPE, MAD, dan MSE Moving Average (MA) 3 Bulan

Periode	Penjualan	Forecast (Round)	Error	MAPE	MAD	MSD
Februari 2024	247	479	-232	93,93%	232	53824
Maret 2024	1024	479	545	53,22%	545	297025
April 2024	101	479	-378	374,26%	378	142884
Mei 2024	509	479	30	5,89%	30	900
Juni 2024	170	479	-309	181,76%	309	95481
Juli 2024	268	479	-211	78,73%	211	44521
Agustus 2024	135	479	-344	254,81%	344	118336
September 2024	250	479	-229	91,60%	229	52441
Oktober 2024	177	479	-302	170,62%	302	91204
November 2024	319	479	-160	50,16%	160	25600
Desember 2024	132	479	-347	262,88%	347	120409
Average				151,47%	265,5	75418,5

Moving Average (MA) 6 bulan

Tabel 9 menyajikan hasil evaluasi tingkat akurasi metode *Moving Average* (MA) 6 bulan pada periode pengujian berdasarkan indikator kesalahan peramalan. Secara umum, metode MA 6 bulan menunjukkan tingkat kesalahan yang masih cukup besar meskipun lebih rendah dibandingkan MA 3 bulan, yang tercermin dari penurunan rata-rata persentase *error* dan deviasi absolut. Periode rata-rata yang lebih panjang memberikan stabilitas yang lebih baik, namun tetap kurang responsif terhadap perubahan permintaan yang ekstrem. Oleh karena itu, efektivitas metode ini masih perlu dibandingkan dengan metode lain yang memiliki kemampuan adaptasi lebih tinggi terhadap fluktuasi data.

Tabel 9. MAPE, MAD, dan MSE moving average (MA) 6 Bulan

Periode	Penjualan	Forecast (Round)	Error	MAPE	MAD	MSD
Februari 2024	247	409	-162	65,59%	162	26244
Maret 2024	1024	409	615	60,06%	615	378225
April 2024	101	409	-308	304,95%	308	94864
Mei 2024	509	409	100	19,65%	100	10000
Juni 2024	170	409	-239	140,59%	239	57121
Juli 2024	268	409	-141	52,61%	141	19881
Agustus 2024	135	409	-274	202,96%	274	75076
September 2024	250	409	-159	63,60%	159	25281
Oktober 2024	177	409	-232	131,07%	232	53824
November 2024	319	409	-90	28,21%	90	8100
Desember 2024	132	409	-277	209,85%	277	76729
AVERAGE				114,72%	195,5	43148,5

Single exponential smoothing (SES)

Tabel 10 menyajikan hasil evaluasi akurasi metode *Single Exponential Smoothing* (SES) pada periode pengujian berdasarkan indikator kesalahan peramalan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode SES menghasilkan tingkat kesalahan rata-rata yang lebih rendah dibandingkan metode *Moving Average*, yang tercermin dari penurunan nilai MAPE, MAD, dan MSD. Meskipun demikian, masih terdapat variasi *error* yang cukup besar pada periode dengan lonjakan permintaan ekstrem, sehingga model belum sepenuhnya mampu mengakomodasi fluktuasi tinggi.

Secara umum, temuan ini mengindikasikan bahwa SES memiliki kemampuan adaptasi yang lebih baik, namun efektivitasnya tetap perlu dikaji secara komparatif dengan metode lain sebelum ditetapkan sebagai model terbaik.

Tabel 10. MAPE, MAD, dan MSE *single exponential smoothing* (SES)

Periode	Penjualan	Forecast (Round)	Error	MAPE	MAD	MSD
Februari 2024	247	326	-79	31,98%	79	6241
Maret 2024	1024	326	698	68,16%	698	487204
April 2024	101	326	-225	222,77%	225	50625
Mei 2024	509	326	183	35,95%	183	33489
Juni 2024	170	326	-156	91,76%	156	24336
Juli 2024	268	326	-58	21,64%	58	3364
Agustus 2024	135	326	-191	141,48%	191	36481
September 2024	250	326	-76	30,40%	76	5776
Oktober 2024	177	326	-149	84,18%	149	22201
November 2024	319	326	-7	2,19%	7	49
Desember 2024	132	326	-194	146,97%	194	37636
AVERAGE				71,14%	112,5	17584,5

Double Exponential Smoothing (DSES)

Tabel 11 menyajikan hasil evaluasi tingkat akurasi metode *Double Exponential Smoothing* (DSES) pada periode pengujian berdasarkan indikator kesalahan peramalan. Secara umum, metode DSES menunjukkan tingkat kesalahan yang relatif tinggi dengan variasi *error* yang cukup besar antarperiode, khususnya pada saat terjadi perubahan permintaan yang ekstrem. Meskipun metode ini dirancang untuk mengakomodasi komponen tren, hasil evaluasi mengindikasikan bahwa pola permintaan yang sangat fluktuatif belum dapat ditangkap secara optimal. Oleh karena itu, kinerja DSES dalam penelitian ini masih perlu dibandingkan lebih lanjut dengan metode lain yang berpotensi memberikan tingkat akurasi dan kestabilan yang lebih baik.

Tabel 11. MAPE, MAD, dan MSE *Double Exponential Smoothing* (DSES)

Periode	Penjualan	Forecast (Round)	Error	MAPE	MAD	MSD
Februari 2024	247	415	-168	68,02%	168	28224
Maret 2024	1024	424	600	58,59%	600	360000
April 2024	101	434	-333	329,70%	333	110889
Mei 2024	509	443	66	12,97%	66	4356
Juni 2024	170	453	-283	166,47%	283	80089
Juli 2024	268	462	-194	72,39%	194	37636
Agustus 2024	135	472	-337	249,63%	337	113569
September 2024	250	481	-231	92,40%	231	53361
Oktober 2024	177	491	-314	177,40%	314	98596
November 2024	319	500	-181	56,74%	181	32761
Desember 2024	132	510	-378	286,36%	378	142884
AVERAGE				155,82%	272,5	79801,167

Winter's Method (Triple Exponential Smoothing)

Tabel 12 menyajikan hasil evaluasi akurasi metode *Winter's Method* (Triple Exponential Smoothing) pada periode pengujian berdasarkan indikator kesalahan peramalan. Berdasarkan hasil evaluasi, metode *Winter's* menunjukkan variasi tingkat kesalahan yang cukup tinggi antarperiode, terutama ketika terjadi perubahan permintaan yang tajam. Meskipun secara teoritis metode ini mampu mengakomodasi komponen level, tren, dan musiman, pola data penelitian yang tidak menunjukkan musiman yang konsisten menyebabkan kinerjanya belum optimal. Oleh karena itu, efektivitas metode ini perlu dianalisis secara komparatif terhadap metode lain untuk menentukan model yang paling sesuai dengan karakteristik data permintaan.

Tabel 12. MAPE, MAD, dan MSE *Winter's method (triple exponential smoothing)*

Periode	Penjualan	Forecast (Round)	Error	MAPE	MAD	MSD
Februari 2024	247	401	-154	62,35%	154	23716
Maret 2024	1024	531	493	48,14%	493	243049
April 2024	101	161	-60	59,41%	60	3600
Mei 2024	509	294	215	42,24%	215	46225
Juni 2024	170	553	-383	225,29%	383	146689
Juli 2024	268	317	-49	18,28%	49	2401
Agustus 2024	135	451	-316	234,07%	316	99856
September 2024	250	312	-62	24,80%	62	3844
Oktober 2024	177	376	-199	112,43%	199	39601
November 2024	319	539	-220	68,97%	220	48400
Desember 2024	132	283	-151	114,39%	151	22801
AVERAGE				155,82%	272,5	79801,167

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Tabel 13 menyajikan hasil evaluasi akurasi metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) pada periode pengujian berdasarkan indikator kesalahan peramalan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode ARIMA menghasilkan tingkat kesalahan rata-rata yang paling rendah dibandingkan metode lainnya, dengan nilai MAPE, MAD, dan MSD yang relatif lebih kecil. Meskipun masih terdapat deviasi pada periode tertentu dengan lonjakan permintaan yang ekstrem, secara umum model ini lebih mampu menyesuaikan diri terhadap dinamika data historis. Temuan ini mengindikasikan bahwa ARIMA memiliki tingkat akurasi dan kestabilan yang lebih baik dalam memodelkan permintaan produk yang bersifat fluktuatif, sehingga berpotensi menjadi metode yang lebih tepat untuk mendukung pengambilan keputusan persediaan.

Tabel 13. MAPE, MAD, dan MSE ARIMA (*autoregressive integrated moving average*)

Periode	Penjualan	Forecast (Round)	Error	MAPE	MAD	MSD
Februari 2024	247	265	-18	7,29%	18	324
Maret 2024	1024	350	674	65,82%	674	454276
April 2024	101	272	-171	169,31%	171	29241
Mei 2024	509	287	222	43,61%	222	49284
Juni 2024	170	244	-74	43,53%	74	5476
Juli 2024	268	233	35	13,06%	35	1225
Agustus 2024	135	200	-65	48,15%	65	4225
September 2024	250	178	72	28,80%	72	5184
Oktober 2024	177	146	31	17,51%	31	961
November 2024	319	117	202	63,32%	202	40804
Desember 2024	132	84	48	36,36%	48	2304
AVERAGE				34,53%	75,5	9117,167

Analisis

Analisis perbandingan gabungan model *forecasting*. Setelah seluruh nilai *error* diperoleh, hasilnya kemudian dirangkum dalam satu tabel perbandingan gabungan. **Tabel 14** memuat nilai MAPE, MAD, dan MSE dari seluruh metode *Forecasting* yang diuji, sehingga dapat digunakan untuk membandingkan performa antar metode secara langsung. Berdasarkan perbandingan gabungan, terlihat bahwa terdapat perbedaan kinerja yang signifikan antar metode. Metode berbasis rata-rata sederhana cenderung menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih tinggi, sedangkan pendekatan yang mempertimbangkan dinamika pola data menunjukkan performa yang lebih baik. Secara keseluruhan, metode ARIMA memberikan nilai *error* paling rendah pada ketiga indikator evaluasi, yang mengindikasikan tingkat akurasi dan konsistensi prediksi yang lebih unggul dibandingkan metode lainnya. Temuan ini memperkuat pentingnya pemilihan model

peramalan yang sesuai dengan karakteristik data permintaan agar keputusan pengelolaan persediaan dapat dilakukan secara lebih efektif dan berbasis bukti empiris.

Tabel 14. Perbandingan gabungan model *forecasting*

<i>Forecasting Model</i>	<i>MAPE</i>	<i>MAD</i>	<i>MSD</i>
<i>Moving Average 3</i>	151,47%	265,5	75418,5
<i>Moving Average 6</i>	114,72%	195,5	43148,5
<i>Single Exponential Smoothing</i>	71,14%	112,5	17584,5
<i>Double Exponential Smoothing</i>	155,82%	272,5	79801,16667
<i>Winters' Method</i>	95,49%	166,1666667	36150,5
ARIMA	34,53%	75,5	9117,166667

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ARIMA memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode lainnya. Hal ini disebabkan oleh kemampuan ARIMA dalam memodelkan pola data deret waktu yang bersifat dinamis dan fluktuatif melalui kombinasi komponen *autoregressive* (AR), *differencing* (I), dan *Moving Average* (MA). Berbeda dengan metode *Forecasting* klasik yang cenderung mengasumsikan pola data yang lebih sederhana, ARIMA mampu menangkap pola tren dan autokorelasi secara lebih optimal. Selain itu, proses identifikasi model menggunakan ACF dan PACF memungkinkan penyesuaian parameter yang lebih sesuai dengan karakteristik data, sehingga menghasilkan tingkat kesalahan peramalan yang lebih rendah.

Validasi model *forecasting*

a. *Moving Average* (MA) 3 bulan

Tabel 15 menyajikan hasil validasi metode *Moving Average* (MA) 3 bulan berdasarkan analisis *tracking signal* dan *moving range* untuk menilai tingkat bias dan kestabilan model. Berdasarkan hasil validasi, terlihat bahwa nilai *tracking signal* menunjukkan kecenderungan bergerak menjauh dari batas kendali seiring bertambahnya periode, yang mengindikasikan adanya akumulasi bias dalam hasil peramalan. Selain itu, fluktuasi *moving range* yang relatif besar pada beberapa bulan mencerminkan ketidakstabilan kesalahan prediksi antarperiode. Kondisi ini menunjukkan bahwa metode MA 3 bulan belum mampu mempertahankan konsistensi dan akurasi dalam menghadapi pola permintaan yang berfluktuasi tinggi.

Tabel 15. Validasi moving average (MA) 3 Bulan

Bulan	Forecast	<i>Tracking signal</i>	<i>Moving range</i>	UCL	LCL
Februari 2024	479	-1			
Maret 2024	479	-2	-205	-35,378	35,378
April 2024	479	1,067164179	777	-35,378	35,378
Mei 2024	479	-0,311336717	-923	-35,378	35,378
Juni 2024	479	-0,255775578	408	-35,378	35,378
Juli 2024	479	-1,463510848	-339	-35,378	35,378
Agustus 2024	479	-2,352193995	98	-35,378	35,378
September 2024	479	-3,568400771	-133	-35,378	35,378
Oktober 2024	479	-4,509761388	115	-35,378	35,378
November 2024	479	-5,588799386	-73	-35,378	35,378
Desember 2024	479	-6,428261655	142	-35,378	35,378

b. *Moving Average* (MA) 6 bulan

Tabel 16 menyajikan hasil validasi metode *moving average* (MA) 6 bulan berdasarkan indikator *tracking signal* dan *moving range* untuk menilai tingkat bias dan kestabilan model. Hasil validasi menunjukkan bahwa nilai *tracking signal* masih berada dalam batas kendali pada sebagian besar periode, namun memperlihatkan kecenderungan penurunan secara bertahap pada akhir pengamatan yang mengarah pada potensi bias. Fluktuasi *moving range* yang muncul pada beberapa bulan juga mengindikasikan bahwa kestabilan *error* belum sepenuhnya terjaga. Dengan demikian, meskipun MA 6 bulan relatif lebih stabil dibandingkan MA 3 bulan, model ini masih memiliki keterbatasan dalam merespons perubahan permintaan yang signifikan.

Tabel 16. Validasi *moving average* (MA) 6 Bulan

Bulan	Forecast	Tracking signal	Moving range	UCL	LCL
Februari 2024	409	1			
Maret 2024	409	-1,16097561	-205	-35,378	35,378
April 2024	409	1,814634146	777	-35,378	35,378
Mei 2024	409	0,666666667	-923	-35,378	35,378
Juni 2024	409	1,172638436	408	-35,378	35,378
Juli 2024	409	0,200408998	-339	-35,378	35,378
Agustus 2024	409	-0,400497512	98	-35,378	35,378
September 2024	409	-1,555791711	-133	-35,378	35,378
Oktober 2024	409	-2,315041646	115	-35,378	35,378
November 2024	409	-3,330400352	-73	-35,378	35,378
Desember 2024	409	-3,942869234	142	-35,378	35,378

c. *Single exponential smoothing* (SES)

Tabel 17 menyajikan hasil validasi metode *Single Exponential Smoothing* (SES) berdasarkan analisis *tracking signal* dan *moving range* untuk menilai bias serta kestabilan model. Hasil validasi menunjukkan bahwa nilai *tracking signal* relatif berada dalam batas kendali dan tidak menunjukkan kecenderungan bias kumulatif yang ekstrem. Pergerakan *moving range* juga terlihat lebih terkendali dibandingkan metode rata-rata sederhana, meskipun tetap terdapat fluktuasi pada periode tertentu. Secara umum, temuan ini mengindikasikan bahwa metode SES memiliki tingkat kestabilan dan konsistensi yang lebih baik dalam memodelkan permintaan yang berfluktuasi.

Tabel 17. Validasi *single exponential smoothing* (SES)

Bulan	Forecast	Tracking signal	Moving range	UCL	LCL
Februari 2024	326	1			
Maret 2024	326	0,458536585	-205	-35,378	35,378
April 2024	326	2,475083056	777	-35,378	35,378
Mei 2024	326	1,843971631	-923	-35,378	35,378
Juni 2024	326	2,68115942	408	-35,378	35,378
Juli 2024	326	2,237218814	-339	-35,378	35,378
Agustus 2024	326	2,244590164	98	-35,378	35,378
September 2024	326	1,389277389	-133	-35,378	35,378
Oktober 2024	326	1,114955357	115	-35,378	35,378
November 2024	326	0,376094796	-73	-35,378	35,378
Desember 2024	326	0,372689938	142	-35,378	35,378

d. *Double Exponential Smoothing* (DSES)

Tabel 18 menyajikan hasil pengujian bias dan kestabilan metode *double exponential smoothing* (DSES) melalui indikator *tracking signal* dan *moving range*. Hasil validasi menunjukkan bahwa nilai *tracking signal* cenderung bergerak menjauh dari titik netral pada akhir periode pengujian, yang mengindikasikan adanya potensi bias kumulatif. Selain itu, fluktuasi *moving range* yang cukup besar pada beberapa periode mencerminkan ketidakstabilan *error* antarbulan. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun DSES dirancang untuk mengakomodasi komponen tren, dalam konteks data yang sangat fluktuatif model ini belum mampu menjaga konsistensi dan kestabilan prediksi secara optimal.

Tabel 18. Validasi *double exponential smoothing* (DSES)

Bulan	Forecast	Tracking signal	Moving range	UCL	LCL
Februari 2024	410	1			
Maret 2024	420	-1,218604651	-215	-61,978	61,978
April 2024	430	1,716934487	767	-61,978	61,978
Mei 2024	440	0,432055749	-933	-61,978	61,978
Juni 2024	450	0,758077879	398	-61,978	61,978
Juli 2024	460	-0,428857715	-349	-61,978	61,978
Agustus 2024	470	-1,273101825	88	-61,978	61,978

Bulan	Forecast	Tracking signal	Moving range	UCL	LCL
September 2024	480	-2,559686888	-143	-61,978	61,978
Oktober 2024	490	-3,522767075	105	-61,978	61,978
November 2024	500	-4,668200997	-83	-61,978	61,978
Desember 2024	510	-5,535382416	132	-61,978	61,978

Winter's method (triple exponential smoothing)

Tabel 19 menyajikan hasil validasi metode *Winter's Method (Triple Exponential Smoothing)* berdasarkan analisis *tracking signal* dan *moving range* untuk mengevaluasi bias serta kestabilan model. Hasil validasi menunjukkan bahwa nilai *tracking signal* secara umum masih berada dalam batas kendali, meskipun terjadi fluktuasi pada beberapa periode. Pergerakan *moving range* yang cukup besar pada bulan tertentu mengindikasikan adanya variasi *error* yang signifikan akibat perubahan permintaan yang tajam. Secara keseluruhan, metode *Winter's* menunjukkan kemampuan adaptasi yang cukup baik, namun kestabilan prediksi masih dipengaruhi oleh karakteristik data yang tidak memiliki pola musiman yang kuat dan konsisten.

Tabel 19. Validasi *winter's method (triple exponential smoothing)*

Bulan	Forecast	Tracking signal	Moving range	UCL	LCL
Februari 2024	401	1			
Maret 2024	531	-1,391044776	-335	-3,99	3,99
April 2024	161	1,577629382	1147	-3,99	3,99
Mei 2024	294	1,256649892	-1056	-3,99	3,99
Juni 2024	553	1,369337979	149	-3,99	3,99
Juli 2024	317	0,932996207	-103	-3,99	3,99
Agustus 2024	451	0,249858357	-36	-3,99	3,99
September 2024	312	-0,46961895	6	-3,99	3,99
Oktober 2024	376	-1,044487427	51	-3,99	3,99
November 2024	539	-2,477366255	-236	-3,99	3,99
Desember 2024	283	-2,524736415	398	-3,99	3,99

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Tabel 20 menyajikan hasil validasi metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) berdasarkan analisis *tracking signal* dan *moving range* untuk menilai tingkat bias dan kestabilan model. Hasil validasi menunjukkan bahwa nilai *tracking signal* mengalami peningkatan secara bertahap dan pada akhir periode mendekati bahkan melampaui batas kendali, yang mengindikasikan adanya kecenderungan bias kumulatif. Meskipun demikian, variasi *moving range* relatif lebih terkendali dibandingkan beberapa metode lainnya pada sebagian besar periode. Secara keseluruhan, temuan ini menunjukkan bahwa ARIMA memiliki kemampuan adaptasi yang baik terhadap dinamika data, namun tetap memerlukan pemantauan berkala untuk menghindari potensi bias dalam jangka panjang.

Tabel 20. Validasi ARIMA

Bulan	Forecast	Tracking signal	Moving range	UCL	LCL
Februari 2024	265	1			
Maret 2024	350	0,579310345	-290	12,768	-12,768
April 2024	272	2,406909789	855	12,768	-12,768
Mei 2024	287	2,117263844	-938	12,768	-12,768
Juni 2024	244	3,064300067	451	12,768	-12,768
Juli 2024	233	3,285347044	-328	12,768	-12,768
Agustus 2024	200	3,965517241	131	12,768	-12,768
September 2024	178	4,208758248	-111	12,768	-12,768
Oktober 2024	146	4,985319029	147	12,768	-12,768
November 2024	117	5,685417804	-44	12,768	-12,768
Desember 2024	84	6,793804453	175	12,768	-12,768

Pembahasan

Secara operasional, peningkatan akurasi peramalan menggunakan metode ARIMA dapat memberikan dampak signifikan terhadap berbagai aspek manajemen persediaan. Pertama,

perusahaan dapat menentukan jumlah pemesanan yang lebih optimal sehingga dapat menekan biaya penyimpanan dan biaya kekurangan stok. Kedua, ketepatan peramalan juga membantu dalam penjadwalan pengadaan dan distribusi barang menjadi lebih terencana, sehingga mengurangi ketidakpastian dalam rantai pasok. Ketiga, dengan menurunnya tingkat kesalahan prediksi, perusahaan dapat meningkatkan tingkat pelayanan kepada pelanggan melalui ketersediaan produk yang lebih terjamin. Oleh karena itu, penerapan metode peramalan yang akurat tidak hanya berdampak pada aspek analitis, tetapi juga memberikan manfaat nyata dalam peningkatan efisiensi operasional perusahaan secara keseluruhan.

Evaluasi akurasi peramalan

Perbandingan akurasi dilakukan terhadap enam metode peramalan, yaitu *Moving Average* 3 bulan, *Moving Average* 6 bulan, *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DSES), *Winter's Method*, dan ARIMA. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa ARIMA memiliki tingkat kesalahan paling rendah secara keseluruhan dibandingkan metode lainnya. Nilai MAPE yang dihasilkan berada pada kategori cukup baik hingga baik berdasarkan kriteria evaluasi akurasi yang direkomendasikan dalam literatur, sehingga secara statistik metode ini dinilai paling unggul dalam memprediksi permintaan produk CS-M727I. Temuan ini memperlihatkan bahwa pendekatan berbasis pemodelan deret waktu yang mempertimbangkan komponen autoregresif dan *differencing* lebih mampu menangkap dinamika permintaan dibandingkan metode perataan sederhana [18].

Evaluasi kestabilan dan ketidakterbiasan model

Meskipun ARIMA menunjukkan tingkat akurasi tertinggi, evaluasi tidak berhenti pada indikator statistik semata. Akurasi yang baik belum tentu menjamin model bebas dari bias atau memiliki kestabilan *error* yang memadai. Oleh karena itu, dilakukan analisis lanjutan menggunakan *tracking signal* dan *moving range* untuk menilai ketidakterbiasan serta kestabilan model dalam periode pengujian.

Pada analisis *tracking signal*, ditemukan bahwa nilai indikator pada metode ARIMA cenderung meningkat dan pada beberapa periode melampaui batas kendali yang direkomendasikan (± 4) [3]. Kondisi ini mengindikasikan adanya akumulasi bias sistematis dalam peramalan, khususnya kecenderungan *underforecast* pada akhir periode pengamatan. Secara operasional, bias semacam ini berpotensi menyebabkan kekurangan stok, terlebih dalam kondisi perusahaan yang memiliki *lead time* pengadaan relatif Panjang. Dengan demikian, meskipun akurasi rata-rata tergolong baik, terdapat risiko bias yang perlu diantisipasi dalam implementasi model.

Selanjutnya, analisis *moving range* menunjukkan adanya fluktuasi *error* yang cukup tinggi pada beberapa periode tertentu. Lonjakan nilai *moving range* mengindikasikan bahwa model belum sepenuhnya stabil dalam menghadapi perubahan permintaan yang bersifat ekstrem dan mendadak. Hal ini menegaskan bahwa meskipun ARIMA unggul secara rata-rata, performanya masih dipengaruhi oleh volatilitas data yang tinggi. Oleh karena itu, pemantauan berkala terhadap stabilitas model tetap diperlukan dalam penerapan praktisnya.

Analisis penyebab ketidaksesuaian metode

Ketidaksesuaian beberapa metode peramalan dalam penelitian ini dapat dijelaskan melalui karakteristik data dan keterbatasan pendekatan statistik yang digunakan. Pertama, pola permintaan produk CS-M727I tergolong sangat fluktuatif dengan perubahan volume yang drastis antarbulan. Pola semacam ini sulit diprediksi secara akurat oleh model yang hanya mengandalkan pola historis tanpa mempertimbangkan variabel penyebab perubahan [19]. Kedua, data penjualan tidak menunjukkan pola musiman yang konsisten dan berulang secara teratur. Kondisi ini menyebabkan metode yang mengandalkan komponen musiman, seperti *Winter's Method*, tidak dapat bekerja secara optimal karena asumsi dasar keberadaan pola musiman yang stabil tidak terpenuhi dalam data penelitian.

Ketiga, seluruh metode yang digunakan dalam penelitian ini bersifat univariat, yaitu hanya memanfaatkan data penjualan historis tanpa memasukkan faktor eksternal seperti promosi, kondisi pasar, perubahan harga, atau aktivitas pesaing. Keterbatasan ini menjadi salah satu

penyebab model belum mampu sepenuhnya menangkap perubahan struktural permintaan yang tidak tercermin dalam data masa lalu. Oleh karena itu, pengembangan model multivariat atau integrasi variabel eksternal dapat menjadi arah penelitian selanjutnya untuk meningkatkan akurasi dan kestabilan peramalan.

Komparasi dengan penelitian sebelumnya

Hasil penelitian ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa metode ARIMA memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode *Forecasting* klasik pada data yang bersifat fluktuatif [20]. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa ARIMA mampu menangkap pola autokorelasi dan tren secara lebih baik dibandingkan *Moving Average* dan *Exponential Smoothing* yang cenderung lebih sederhana dalam memodelkan data [21]. Namun demikian, terdapat pula penelitian yang menunjukkan bahwa metode klasik masih cukup efektif digunakan pada data dengan pola yang stabil dan tidak memiliki fluktuasi tinggi [22]. Perbedaan hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan metode peramalan sangat bergantung pada karakteristik data yang digunakan. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperkuat temuan sebelumnya sekaligus menegaskan bahwa ARIMA lebih unggul dalam konteks data permintaan produk *fast moving* yang dinamis.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode ARIMA memberikan performa terbaik dibandingkan metode *Forecasting* klasik yang diuji, ditinjau dari nilai kesalahan yang lebih rendah dan kestabilan model yang lebih baik. Temuan ini menegaskan bahwa pendekatan komparatif dalam pemilihan metode peramalan sangat penting untuk memperoleh model yang paling sesuai dengan karakteristik data. Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya menggunakan satu metode, penelitian ini memberikan kontribusi lebih dalam bentuk evaluasi menyeluruh antar metode, sehingga dapat menjadi referensi yang lebih komprehensif dalam pengambilan keputusan terkait peramalan permintaan dan pengelolaan persediaan.

4. Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode ARIMA merupakan model peramalan yang paling akurat dalam memprediksi permintaan produk *fast moving* CS-M7271 di PT XYZ dibandingkan metode *Moving Average*, *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, dan *Winter's Method*, ditinjau dari nilai kesalahan (MAPE, MAD, dan MSE) yang paling rendah. Hal ini menunjukkan bahwa ARIMA lebih mampu menangkap pola permintaan yang fluktuatif, sehingga layak digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan pengelolaan persediaan. Namun demikian, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam menghadapi lonjakan permintaan tertentu, sehingga pemilihan metode peramalan perlu disesuaikan dengan karakteristik data dan tidak bersifat universal. Oleh karena itu, perusahaan disarankan untuk menggunakan metode ARIMA sebagai model utama yang dikombinasikan dengan evaluasi berkala serta pertimbangan manajerial guna meningkatkan efektivitas perencanaan persediaan.

Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan apresiasi dan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dalam pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih secara khusus disampaikan kepada manajemen dan tim operasional PT XYZ yang telah memberikan izin, akses data, serta dukungan selama proses pengumpulan dan analisis data berlangsung. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing atas arahan, masukan, dan bimbingan akademik yang konstruktif sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik. Selain itu, penghargaan turut diberikan kepada rekan-rekan serta semua pihak yang telah memberikan bantuan, motivasi, dan dukungan moral selama proses penelitian dan penyusunan naskah ini. Semoga penelitian ini dapat memberikan kontribusi yang bermanfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan maupun praktik manajemen persediaan di dunia industri.

Referensi

- [1] M. A. Rizqullah, "Analisis *Forecasting* Permintaan Produk Menggunakan Metode Arima (*Autoregressive Integrated Moving Average*) pada PT Mandiri Jogja Internasional," *Jurnal Multidisiplin Ilmu Akademik*, vol. 2, no. 6, pp. 806–817, 2025, doi: 10.61722/jmia.v2i6.7312.
- [2] G. Billy *et al.*, "As-Syirkah: Islamic Economics & Finacial Journal Analisis Pengaruh *Forecasting* Demand Terhadap Efisiensi Manajemen Persediaan," *As-Syirkah: Islamic Economics & Finacial Journal*, vol. 3, no. 3, pp. 1475–1489, 2024, doi: 10.56672/assyirkah.v3i3.283. <https://doi.org/10.56672/syirkah.v3i3.283>
- [3] R. Britania, A. Tjolleng, and S. Ardiana Putri, "Integrasi Model Inventori EOQ dan *Time series Forecasting* untuk Sistem Inventori Optimal," *Jurnal Manajemen dan Bisnis*, vol. 10, no. 1, pp. 78–93, 2024, doi: <https://doi.org/10.30997/jvs.v10i1.13310>
- [4] D. I. Purnamasari, V. A. Permadi, A. Saepudin, and R. P. Agusdin, "Demand *Forecasting* for Improved Inventory Management in Small and Medium-Sized Businesses," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 12, no. 1, pp. 56–66, Mar. 2023, doi: 10.23887/janapati.v12i1.57144. <https://doi.org/10.23887/janapati.v12i1.57144>
- [5] E. Tjandra and S. Limanto, "Electronics Spare Part Goods Demand *Forecasting* Using Markov Model," *Teknika*, vol. 13, no. 1, pp. 51–57, Jan. 2024, doi: 10.34148/teknika.v13i1.709. <https://doi.org/10.34148/teknika.v13i1.709>
- [6] W. Nurlela, A. I. Pratiwi, and H. T. Yulianti, "Analisis Metode *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, dan Arima dalam Peramalan Permintaan untuk Pengendalian Stok Floor Rear (Studi Kasus : PT. SAI)," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, vol. 4, no. 3, pp. 1066–1075, 2025, doi: <https://doi.org/10.55826/jtmit.v4i3.1134>
- [7] K. Alviana, V. Z. Kamila, and A. P. A. Masa, "Peramalan Menggunakan Metode *Single Exponential Smoothing* dan Arima untuk Pengendalian Persediaan Barang pada Perusahaan Pengumpul Limbah," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3S1, pp. 1481–1491, Oct. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3S1.7794. <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3S1.7794>
- [8] C. Dwi, N. Sari, R. W. Arini, and C. M. Uscha, "Impression: Jurnal Teknologi dan Informasi Penentuan Strategi Peramalan Volume Barang Kiriman outgoing PT Pos Indonesia (Persero) KCU Purwokerto," *Jurnal Teknologi dan Informas*, vol. 4, no. 3, pp. 560–576, 2025, doi: <https://doi.org/10.59086/jti.v4i3.1213>
- [9] E. Sefry *et al.*, "Analisis Peramalan Persediaan Barang Menggunakan Metode *Moving Average* Dan *Exponential Smoothing* Pada CV. Sanjaya Bangun Pratama," *Jurnal Ekonomi Bisnis, Manajemen dan Akuntansi (Jebma)*, vol. 4, no. 3, pp. 1703–1716, 2024, doi: <https://doi.org/10.47709/jebma.v4i3.4788>
- [10] Sudarman and N. Noviani, "Analisis Perbandingan Metode *Forecasting* Demand untuk Optimasi Persediaan Bahan Baku di Dietgo Kitchen," *Jurnal Industrial Galuh*, vol. 7, no. 2, pp. 92–99, 2025, doi: <https://doi.org/10.25157/jig.v7i2.5327>
- [11] Y. I. A. Amiri and N. K. Wardati, "Peramalan Permintaan Produk Menggunakan ARIMA Berbasis Data Mining," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 10, no. 3, pp. 821–831, Jul. 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i3.8665. <https://doi.org/10.30591/jpit.v10i3.8665>
- [12] V. Zibade Mutiara and E. Halomoan Syah, "JURIT Jurnal Riset Ilmu Teknik *Forecasting*-Inventory Optimization Model: Integrating *Exponential Smoothing* with Min-Max and Blanket Order Systems," *JURIT: Jurnal Riset Ilmu Teknik*, vol. 2, no. 3, pp. 187–197, 2024, doi: 10.59976/jurit.v1i1.140. <https://doi.org/10.59976/jurit.v2i3.140>
- [13] Anna Nita Kusumawati, Muhammad Ghofur, Mega Anggraeni Putri, Zaki Abdullah Alfatah, and Mu'adzah, "Peramalan Permintaan Menggunakan *Time series Forecasting* Model Untuk Merancang Resources Yang Dibutuhkan IKM Percetakan," *JENIUS : Jurnal Terapan Teknik Industri*, vol. 2, no. 2, pp. 105–115, Nov. 2021, doi: 10.37373/jenius.v2i2.159. <https://doi.org/10.37373/jenius.v2i2.159>

- [14] K. Ekalala and N. Fasa, "Analisis peramalan kebutuhan bahan baku untuk optimalisasi proses produksi di PT. PKC Analysis of *Forecasting* raw material needs for the optimization of the production process at PT. PKC," *Jurnal Terapan Teknik Industri*, vol. 6, no. 2, pp. 261–273, 2025, doi: 10.37373/jenius.v6i2. <https://doi.org/10.37373/jenius.v6i2>
- [15] Y. Adli Abdillah Ali and S. Fadhila Albany Tanjung, "Perencanaan penjadwalan menggunakan metode distribution requirement planning pada gudang PT. XYZ Scheduling planning uses the distribution needs planning method at the warehouse PT. XYZ," *Jurnal Terapan Teknik Industri*, vol. 7, no. 1, pp. 22–31, 2026, doi: 10.37373/jenius.v7i1.1933.
- [16] A. Mulyono and A. A. Jawad, "Pengendalian persediaan auxiliary material (plastik embosse) menggunakan metode activity based cost dan economic order quantity di PT. XYZ Controlling auxiliary material inventory (embossed plastic) using activity based cost and economic order quantity methods at PT. XYZ," *Jurnal Terapan Teknik Industri*, vol. 6, no. 2, pp. 244–251, 2025, doi: 10.37373/jenius.v6i2. <https://doi.org/10.37373/jenius.v6i2>
- [17] S. Pamungkas and Winarno, "Penerapan metode Silver Meal untuk optimalisasi persediaan bahan baku obat nyamuk bakar pada PT. FNM Implementation of the Silver Meal Method to optimize raw material inventory for mosquito coils at PT. FNM," *Jurnal Terapan Teknik Industri*, vol. 7, no. 1, pp. 32–40, 2026, doi: 10.37373/jenius.v7i1.1950.
- [18] D. I. Purnamasari, V. A. Permadi, A. Saepudin, and R. P. Agusdin, "Demand *Forecasting* for Improved Inventory Management in Small and Medium-Sized Businesses," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 12, no. 1, pp. 56–66, Mar. 2023, doi: 10.23887/janapati.v12i1.57144. <https://doi.org/10.23887/janapati.v12i1.57144>
- [19] G. Billy *et al.*, "As-Syirkah: Islamic Economics & Finacial Journal Analisis Pengaruh *Forecasting* Demand Terhadap Efisiensi Manajemen Persediaan", doi: 10.56672/assyirkah.v3i3.283.
- [20] M. A. Rizqullah, "Analisis *Forecasting* Permintaan Produk Menggunakan Metode Arima (*Autoregressive Integrated Moving Average*) pada PT Mandiri Jogja Internasional," *Jurnal Multidisiplin Ilmu Akademik*, vol. 2, no. 6, pp. 806–817, 2025, doi: 10.61722/jmia.v2i6.7312.
- [21] M. S. Fahmuddin and S. M. Sri Mustika, "Perbandingan Metode ARIMA dan *Single Exponential Smoothing* dalam Peramalan Nilai Ekspor Kakao Indonesia," *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, vol. 6, no. 3, pp. 130–143, 2024, doi: 10.35580/variantsiunm373.
- [22] J. E. Saputra and W. Febrianti, "Application of *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) for *Forecasting* Inflation Rate in Indonesia," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 21, no. 2, pp. 382–396, Jan. 2025, doi: 10.20956/j.v21i2.36609. <https://doi.org/10.20956/j.v21i2.36609>