

Analisis Metode *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, dan Arima dalam Peramalan Permintaan untuk Pengendalian Stok *Floor Rear* (Studi Kasus : PT. SAI)

Windi Nurlela¹, Annisa Indah Pratiwi², Hilda Tri Yulianti³

^{1,2,3} Jurusan Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Buana Perjuangan Karawang
Jl. HS. Ronggowaluyo Telukjambe Timur Karawang
Email: ti21.winndinurlaela@mhs.ubpkarawang.ac.id

ABSTRAK

Banyaknya permintaan yang fluktuasi menjadi permasalahan utama dalam pengendalian persediaan, khususnya pada komponen penting seperti *floor rear* di PT SAI. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis serta membandingkan tiga metode peramalan, yaitu *Moving Average* (MA), *Exponential Smoothing* (ES), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Dari tiga metode peramalan tersebut digunakan untuk memperoleh metode prediksi yang paling akurat untuk mendukung efisiensi pengendalian stok. Data historis permintaan digunakan sebagai dasar perhitungan, sedangkan tingkat akurasi dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Moving Average* 3 Bulan menghasilkan tingkat akurasi terbaik dengan nilai MAPE sebesar 2,935%, lebih rendah dibandingkan ARIMA (3,761%) maupun *Exponential Smoothing* (4,418%). Artinya, *Moving Average* lebih tepat digunakan dalam memprediksi kebutuhan produk *floor rear* di PT SAI. Implikasi dari temuan ini sangat signifikan bagi manajemen persediaan perusahaan, karena penerapan metode terbaik dapat menekan risiko *overstock* maupun *stockout*, serta mendukung proses rantai pasok yang lebih efisien dan adaptif terhadap perubahan permintaan.

Kata kunci: ARIMA, *Exponential Smoothing*, *Moving Average*, Peramalan, Pengendalian Persediaan, Rantai Pasok.

ABSTRACT

The high fluctuating demand is a major problem in inventory control, especially for important components such as floor rears at PT SAI. This study aims to analyze and compare three forecasting methods, namely Moving Average (MA), Exponential Smoothing (ES), and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). The 3 forecasting methods are used to obtain the most accurate prediction method to support efficient stock control. Historical demand data is used as the basis for calculations, while the level of accuracy is evaluated using Mean Absolute Deviation (MAD), Mean Squared Error (MSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results show that the 3-Month Moving Average method produces the best level of accuracy with a MAPE value of 2.935%, lower than ARIMA (3.761%) and Exponential Smoothing (4.418%). This means that Moving Average is more appropriate for predicting the need for floor rear products at PT SAI. The implications of these findings are significant for corporate inventory management, as implementing the best methods can reduce the risk of overstock and stockouts, as well as support a more efficient and adaptive supply chain process to changes in demand.

Keywords: ARIMA, Demand Forecasting, *Exponential Smoothing*, *Floor Rear*, Inventory Control, *Moving Average*.

Pendahuluan

Fluktuasi permintaan konsumen menuntut perusahaan memiliki sistem peramalan yang akurat untuk mencegah terjadinya kelebihan maupun kekurangan persediaan. PT SAI sebagai perusahaan manufaktur otomotif yang memproduksi berbagai komponen kendaraan, termasuk produk *Floor Rear*, menghadapi masalah ketidaksesuaian antara permintaan dan ketersediaan material. Kondisi ini berdampak pada meningkatnya jumlah produk cacat (NG). Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk membandingkan tiga metode peramalan *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, dan ARIMA dalam memprediksi permintaan *Floor Rear*, serta menentukan metode paling akurat berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Dalam konteks PT SAI, pemilihan metode peramalan yang tepat didasarkan pada analisis data historis dan karakteristik permintaan perusahaan. Dengan mempertimbangkan fluktuasi permintaan serta pola tren dan musiman yang terjadi, metode peramalan yang akurat akan membantu dalam pengendalian stok yang lebih optimal. Pendekatan ini tidak hanya mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan stok, tetapi juga meningkatkan efisiensi operasional dan kepuasan pelanggan melalui ketersediaan produk yang lebih terjamin. Analisis terhadap ketiga metode ini akan membantu perusahaan dalam menentukan metode mana yang paling sesuai dengan karakteristik data permintaan yang dimiliki. Selain itu, evaluasi terhadap keakuratan masing-masing metode juga akan memberikan *insight* yang berharga dalam meningkatkan efisiensi operasional dan mengurangi biaya yang terkait dengan pengelolaan stok. Menurut [1] mendefinisikan peramalan sebagai alat bantu yang

digunakan perusahaan dalam merencanakan kebutuhan masa depan, di mana metode seperti *Moving Average*, Dan *Exponential Smoothing*, digunakan untuk menangani fluktuasi permintaan dan meminimalkan terjadinya *stock out* atau *overstock* dalam sistem logistik dan distribusi.

Berdasarkan data historis yang di dapat dari perusahaan SAI produksi *floor rear* yang telah di lakukan di 2024 yaitu :

Tabel 1. Data produksi *Floor Rear*

No (X)	Periode 2024	Y	No (X)	Periode 2024	Y	No (X)	Periode 2024	Y
1	january	376	5	may	378	9	september	390
2	february	353	6	june	400	10	october	379
3	march	361	7	july	420	11	november	398
4	april	350	8	august	360	12	december	387

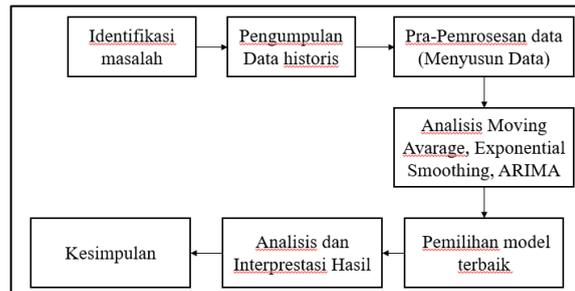
Berdasarkan Tabel 1, data produksi *Floor Rear* tahun 2024 menunjukkan fluktuasi setiap bulannya. Produksi terendah terjadi pada bulan April dengan 350 unit, sedangkan produksi tertinggi tercatat pada bulan Juli sebesar 420 unit. Secara umum, tren produksi mengalami kenaikan signifikan pada pertengahan tahun (Juni–Juli) sebelum kembali menjadi fluktuasi di bulan-bulan berikutnya.

Metode Penelitian

Metode peramalan adalah teknik untuk memperkirakan nilai atau permintaan di masa depan berdasarkan data sebelumnya. Salah satu metode yang sering digunakan adalah ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), yang efektif untuk data runtun waktu karena mampu mengenali pola dan tren data. Prosesnya meliputi identifikasi model, penentuan parameter, dan pengecekan kesesuaian model sebelum melakukan prediksi[2].

Selain itu, terdapat pula metode *hybrid* yang menggabungkan model *linier* dan *non-linier* untuk menangani data yang kompleks, karena sebagian besar data memiliki pola campuran yang tidak dapat diselesaikan hanya dengan satu metode saja [3]. Peramalan memiliki peran penting dalam proses pengambilan keputusan, khususnya dalam perencanaan produksi, pengendalian persediaan, serta peningkatan efisiensi operasional [4]. Lebih lanjut, peramalan juga berkontribusi dalam membantu perusahaan menghadapi fluktuasi permintaan maupun dinamika harga pasar[5].

Secara umum, peramalan tidak hanya digunakan untuk memprediksi masa depan, tetapi juga sebagai alat strategis dalam manajemen perusahaan.



Gambar 1. Alur penelitian

Metode peramalan merupakan suatu pendekatan yang digunakan untuk memperkirakan nilai atau tingkat permintaan suatu variabel di masa mendatang dengan memanfaatkan data historis. Salah satu metode yang banyak diaplikasikan adalah ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), karena mampu menangkap pola pada data runtun waktu (*time series*) serta menghasilkan prediksi yang relatif akurat. Prosedur dalam metode ini mencakup beberapa tahapan penting, yaitu identifikasi model, estimasi parameter, serta pengujian diagnostik sebelum akhirnya digunakan untuk melakukan peramalan .

Metode peramalan yang digunakan untuk penelitian ini juga berbagai macam peramalan seperti MA (*Moving Avarage*), ES (*Exponential Smoothing*), dan juga ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), penelitian ini menggunakan aplikasi SPSS dan juga Exxcel, digunakan pada ES (*Exponential Smoothing*) menggunakan $\alpha = 0,3$ digunakan adalah untuk menjaga keseimbangan antara sensitivitas terhadap data baru dan kestabilan ramalan, serta karena berdasarkan uji coba nilai tersebut sering menghasilkan kesalahan peramalan yang rendah, dan MA 3 bulan dipilih karena mampu memberikan keseimbangan antara kepekaan pada perubahan tren dan kestabilan ramalan, serta sering kali terbukti memberikan tingkat akurasi lebih baik dibanding periode lain. Menurut [3] ,metode hybrid dalam peramalan merupakan gabungan model linier dan non-linier yang digunakan untuk mengatasi data runtun waktu kompleks. Hal ini karena sebagian besar data memiliki pola campuran yang sulit diselesaikan dengan satu metode saja. Secara umum, peramalan adalah upaya memperkirakan nilai masa depan berdasarkan data historis.

Menurut [6],peramalan adalah proses memprediksi penjualan masa depan dengan memanfaatkan data historis dan metode statistik, seperti ARIMA dan *Exponential Smoothing*, guna memperoleh estimasi yang akurat untuk mendukung keputusan strategis.

Menurut [7]menjelaskan bahwa peramalan adalah proses estimasi permintaan masa depan berdasarkan data historis, yang sangat penting bagi industri konveksi dalam menghindari kekurangan atau kelebihan produksi, serta

memastikan kesiapan sumber daya untuk memenuhi kebutuhan pasar secara optimal. Perencanaan dapat dimulai dengan membuat forecasting atau peramalan, Forecasting merupakan teknik perencanaan yang dipakai untuk memperkirakan aktivitas produksi [8].

Pengendalian Stock

Menurut [9] Pengendalian stok adalah proses yang penting dalam manajemen persediaan untuk memastikan bahwa jumlah barang yang tersedia sesuai dengan permintaan pasar. Pengendalian persediaan bertujuan untuk mengendalikan persediaan barang agar perusahaan tidak mengalami kelebihan persediaan (*overstock*) yang akan menyebabkan pemborosan maupun menyebabkan kekurangan persediaan [10]. Hal ini melibatkan perencanaan kapasitas dan pengendalian aktivitas produksi agar perusahaan dapat memenuhi kebutuhan konsumen tanpa mengalami kekurangan atau kelebihan produksi. Tanpa pengendalian yang tepat, perusahaan berisiko kehilangan peluang laba atau mengalami kerugian akibat biaya inventaris yang tinggi.

Moving Average

Moving Average (rata-rata bergerak) merupakan salah satu metode peramalan yang dilakukan dengan menghitung rata-rata dari sejumlah data historis tertentu, kemudian hasil perhitungan tersebut digunakan sebagai dasar prediksi pada periode berikutnya. Ciri khas dari metode ini terletak pada penggunaannya terhadap kelompok data dalam jumlah tertentu yang secara terus-menerus diperbarui untuk menghasilkan estimasi permintaan di masa mendatang.

Peramalan dengan teknik *Moving Average* dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$MA(n) = \sum Ai / n \tag{1}$$

Dimana:

- i = Banyak data (1,2,3.....N).
- n = pembobot, angka periode rata-rata bergerak.
- Ai = nilai aktual tahun ke - i.

Moving Average adalah metode peramalan sederhana yang menghitung rata-rata dari sejumlah data periode sebelumnya untuk memprediksi nilai masa depan. Digunakan ketika data bersifat stabil tanpa tren atau musiman.

$$\check{Y}_t = \frac{Y_{t-1} + Y_{t-2} + \dots + Y_{t-n}}{n} \tag{2}$$

Keterangan:

- \check{Y}_t = nilai ramalan pada periode ke-ttt
- Y_{t-i} = data aktual periode sebelumnya
- n = jumlah periode pergerakan

Moving Average merupakan metode peramalan yang mengambil rata-rata nilai historis dari beberapa periode sebelumnya untuk meramalkan nilai masa depan. Metode ini cocok digunakan pada data tanpa tren atau musiman Menurut [11], dan untuk menganalisis *Moving average* ini menggunakan aplikasi Excel sebagai peramalannya.

Exponential Smoothing

Menurut [12] *Exponential Smoothing* adalah metode peramalan yang menggunakan bobot yang menurun secara eksponensial untuk data historis, di mana data terbaru diberi bobot lebih besar. Metode ini lebih responsif terhadap perubahan pola permintaan dibandingkan dengan *Moving Average*:

$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)F_t$	(3)
--	-----

Dimana :

- F_{t+1} = Peramalan untuk periode berikutnya
- D_t = Data aktual pada periode saat ini
- F_t = Peramalan untuk periode saat ini
- α = *Smoothing constant* ($0 < \alpha < 1$)

Metode ini lebih responsif terhadap perubahan data terbaru karena memberikan bobot lebih besar pada data terakhir. Menurut [3], metode ini efektif digunakan untuk data *fluktuatif* yang tidak memiliki pola musiman. [13] menjelaskan bahwa *Exponential Smoothing* adalah metode peramalan yang memberi bobot lebih besar pada data terbaru, sementara bobot data historis menurun secara eksponensial.

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Menurut [5], *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model yang sering digunakan dalam bidang statistik, khususnya untuk analisis data deret waktu (*time series*). Langkah awal dalam pemodelan ARIMA adalah melakukan pemeriksaan terhadap plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Pemeriksaan ini bertujuan untuk menentukan konfigurasi model ARIMA yang tepat, meliputi jumlah komponen *autoregressive* (AR) yang mempengaruhi variabel deret waktu, jumlah komponen *moving average* (MA), serta tingkat diferensiasi (d) yang diperlukan agar data menjadi stasioner. Secara umum, bentuk model ARIMA dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\phi p(B)(1 - B)dY_t = \theta q(B)\epsilon_t \tag{4}$$

Dimana:

$\phi_p(B)$ = komponen *autoregressive* (AR)
 $(1 - B)^d$ = *differencing* untuk membuat data stasioner
 $\theta_q(B)$ = komponen *Moving Average* (MA)
 ε_t = *error white noise*

Model ARIMA terdiri dari tiga parameter: p (AR), d (*differencing*), dan q (MA). Menurut [14] menyatakan bahwa metode ARIMA sangat cocok untuk data time series jangka pendek dengan pola tren yang kompleks. [15] menyoroti bahwa ARIMA merupakan pengembangan dari metode Box-Jenkins yang fokus pada analisis data deret waktu dengan tiga komponen utama, yaitu *autoregressive* (AR), *differencing* (I), dan *moving average* (MA), yang bertujuan untuk membuat data menjadi stasioner agar model dapat digunakan secara optimal. [16] menyatakan bahwa ARIMA sesuai untuk data deret waktu jangka pendek dengan pola tren kompleks, sehingga dapat menghasilkan peramalan yang lebih akurat.

Evaluasi Model Peramalan

Akurasi dari metode peramalan dievaluasi menggunakan beberapa indikator:

Mean Absolute Deviation (MAD) :

$$MAD = (1/n) \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t| \tag{5}$$

Mean Squared Error (MSE) :

$$MSE = (1/n) \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2 \tag{6}$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) :

$$MAPE = (100\% / n) \sum_{t=1}^n |(Y_t - F_t) / Y_t| \tag{7}$$

Root Mean Square Error of Calibration (RMSEC)

$$RMSEC = \sqrt{(1/n * \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2)} \tag{8}$$

Metode terbaik adalah yang menghasilkan nilai MAD, MSE, dan MAPE paling kecil, menandakan bahwa tingkat kesalahan peramalan sangat rendah Menurut [2].

Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data kuantitatif berupa data sekunder. Data yang digunakan adalah data historis permintaan produk *Floor Rear* di PT SAI selama periode Januari hingga Desember 2024. Data tersebut diperoleh dari bagian Logistik dan Produksi perusahaan.

Data dikumpulkan melalui dokumentasi, yaitu dengan mengakses catatan historis permintaan produk *Floor Rear* dari bagian Logistik dan Produksi PT SAI. Data ini digunakan sebagai dasar dalam proses peramalan.

Tabel 2. Perbandingan Metode *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, dan *ARIMA*

Kriteria	<i>Moving Average</i>	<i>Exponential Smoothing</i>	<i>ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)</i>
Karakteristik	Rata-rata dari periode sebelumnya	Memberi bobot lebih besar ke data terbaru	Gabungan AR, I, dan MA untuk model data kompleks
Kelebihan	Sederhana dan mudah digunakan	Responsif terhadap perubahan pola terbaru	Dapat menangani tren, musiman, dan stasioneritas
Kekurangan	Kurang efektif untuk data musiman/tren	Kurang akurat jika data sangat fluktuatif	Kompleks, perlu pengujian ACF, PACF, dan integrasi
Respons terhadap Fluktuasi	Lambat	Cepat terhadap data baru	Sangat baik untuk pola fluktuatif dan musiman
Akurasi (dalam penelitian)	Akurasi lebih rendah dibanding ARIMA	Cukup baik namun masih kalah dengan ARIMA	Akurasi tertinggi (<i>MAPE</i> , <i>MAD</i> , <i>MSE</i> paling kecil)
Evaluasi Kesalahan	<i>MAD</i> , <i>MSE</i> , <i>MAPE</i>	<i>MAD</i> , <i>MSE</i> , <i>MAPE</i>	<i>MAD</i> , <i>MSE</i> , <i>MAPE</i>
Kesesuaian dengan Data PT SAI	Kurang cocok untuk data tren musiman	Cukup cocok untuk data stabil	Paling cocok dengan pola permintaan yang kompleks

Tabel 2 memperlihatkan perbandingan tiga metode peramalan, yaitu *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, dan ARIMA, berdasarkan beberapa kriteria. Metode *Moving Average* menggunakan rata-rata data periode sebelumnya, sederhana dan mudah diterapkan, namun kurang efektif untuk data dengan tren atau musiman. Responsnya terhadap fluktuasi relatif lambat, akurasinya lebih rendah dibandingkan ARIMA, dan kurang sesuai dengan data permintaan PT Summit yang cenderung dinamis.

Sementara itu, *Exponential Smoothing* memberi bobot lebih besar pada data terbaru sehingga lebih responsif terhadap perubahan pola. Metode ini cukup baik dalam menangani data dengan fluktuasi moderat, memiliki akurasi yang cukup baik meskipun masih kalah dibanding ARIMA, serta cocok diterapkan pada data yang relatif stabil. Adapun ARIMA merupakan metode yang lebih kompleks karena menggabungkan komponen *Autoregressive* (AR), *Differencing* (I), dan *Moving Average* (MA). ARIMA unggul dalam menangani pola data dengan tren, musiman, maupun fluktuasi yang tinggi. Meskipun memerlukan pengujian yang lebih rumit seperti ACF dan PACF, ARIMA menunjukkan akurasi terbaik dengan nilai kesalahan (*MAPE*, *MAD*, *MSE*) paling kecil, sehingga paling sesuai dengan karakteristik data permintaan PT SAI

yang kompleks.

Hasil Dan Pembahasan

Untuk mencapai hasil peramalan yang lebih akurat di PT SAI, khususnya dalam proses produksi *floor rear*, diperlukan penerapan beberapa metode analisis peramalan yang dapat dijabarkan sebagai berikut:

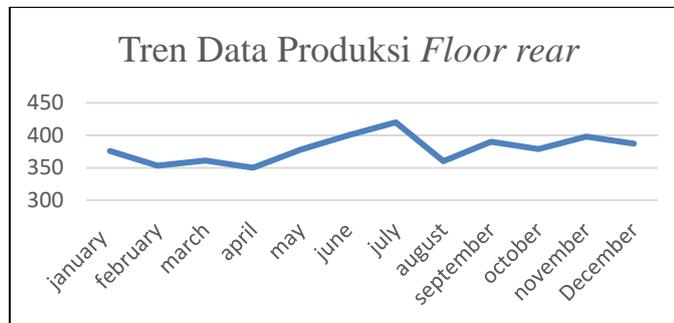
Data Produksi *Floor Rear*

Berdasarkan data yang didapat dari perusahaan didapatkan produksi yang telah dilakukan pada tahun 2024 berdasarkan data yang didapatkan yaitu :

Tabel 3 Data produksi *floor rear*

No (X)	Periode 2024	Y	No (X)	Periode 2024	Y	No (X)	Periode 2024	Y
1	january	376	5	may	378	9	september	390
2	february	353	6	june	400	10	october	379
3	march	361	7	july	420	11	november	398
4	april	350	8	august	360	12	December	387

Tabel 3 menampilkan data produksi *floor rear* di PT SAI selama periode Januari hingga Desember 2024. Produksi terendah terjadi pada bulan April dengan jumlah 350 unit, sedangkan produksi tertinggi tercatat pada bulan Juli sebesar 420 unit. Secara keseluruhan, jumlah produksi cenderung mengalami penurunan pada awal tahun (Januari–April), kemudian meningkat signifikan pada pertengahan tahun (Mei–Juli). Setelah itu, produksi kembali menurun tajam pada bulan Agustus (360 unit), lalu berfluktuasi pada bulan-bulan berikutnya hingga menutup tahun dengan produksi 387 unit pada bulan Desember. Pola ini menunjukkan adanya dinamika produksi yang dipengaruhi oleh tren musiman maupun faktor operasional perusahaan.



Gambar 2. Gambar *Tren Floor Rear*

Gambar 2 menunjukkan tren produksi *Floor Rear* selama satu tahun dari bulan Januari hingga Desember. Terlihat bahwa produksi mengalami fluktuasi setiap bulannya. Pada awal tahun, produksi cenderung menurun hingga April, kemudian meningkat secara signifikan hingga mencapai puncaknya pada bulan Juli. Namun, terjadi penurunan tajam pada bulan Agustus, sebelum akhirnya kembali mengalami peningkatan dan fluktuasi kecil hingga akhir tahun. Pola ini menunjukkan adanya variabilitas dalam proses produksi yang kemungkinan dipengaruhi oleh faktor musiman atau operasional.

Hasil dari *Exponential Smoothing*

Hasil yang didapatkan dari data tren produksi *floor rear* akan dipakai untuk analisis *exponential smoothing* kali ini dan melihat apakah *exponential smoothing* layak dipakai untuk peramalan *floor rear* di awal tahun 2025. Berikut ini adalah hasil analisis yang dilakukan untuk meramalkan bahan baku di awal tahun 2025 menggunakan aplikasi Excel dan penerapan metode *exponential smoothing* (α) sebesar 0.3 :

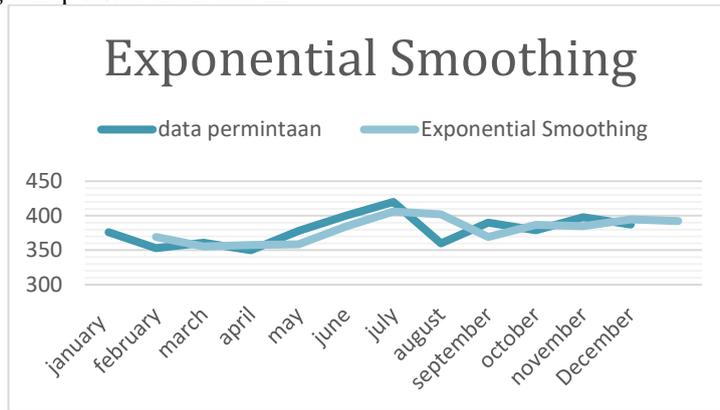
Tabel 4. Hasil analisis *Exponential Smoothing*

EXPONENTIAL SMOOTHING							
No (X)	PERIODE 2024	Y	A	1-A	MAD	MSE	MAPE
			0.3	0.7			
1	JANUARY	376	#N/A	#N/A	#N/A	#N/A	#N/A
2	FEBRUARY	353	369.100	16.100	259.210	0.046	
3	MARCH	361	355.400	5.600	31.360	0.016	
4	APRIL	350	357.700	7.700	59.290	0.022	
5	MAY	378	358.400	19.600	384.160	0.052	

6	JUNE	400	384.600	15.400	237.160	0.039
7	JULY	420	406.000	14.000	196.000	0.033
8	AUGUST	360	402.000	42.000	1764.000	0.117
9	SEPTEMBER	390	369.000	21.000	441.000	0.054
10	OCTOBER	379	386.700	7.700	59.290	0.020
11	NOVEMBER	398	384.700	13.300	176.890	0.033
12	DECEMBER	387	394.700	7.700	59.290	0.020
Peramalan January 2025				392.390		
MAD				16.567		
MSE				381.274		
MAPE				4.418		

Berdasarkan hasil yang didapatkan dari peramalan metode *Exponential Smoothing* menggunakan aplikasi *Excel* dengan $\alpha = 0,3$ yang digunakan untuk meramalkan permintaan produk *Floor Rear* tahun 2024 dan memproyeksikan Januari 2025 dengan hasil 392,390 unit. Evaluasi model menunjukkan MAD 16,567, MSE 381,274, dan MAPE 4,418%, menandakan akurasi cukup baik meski di bawah *Moving Average*. Beberapa bulan seperti Agustus menunjukkan deviasi besar, namun secara keseluruhan metode ini mampu mengikuti tren permintaan dan dapat menjadi alternatif peramalan kebutuhan bahan baku.

Secara keseluruhan, pola residual cenderung acak tanpa tren tertentu, yang mengindikasikan bahwa model *Exponential Smoothing* cukup sesuai untuk data ini.



Gambar 3. Grafik Exponential Smoothing

Grafik tersebut menampilkan perbandingan antara data permintaan aktual (garis biru) dan hasil peramalan menggunakan metode *Exponential Smoothing* (garis abu-abu) dari bulan Januari hingga Januari tahun berikutnya. Hasil peramalan terlihat mengikuti arah tren permintaan dengan sedikit jeda dalam menanggapi perubahan besar, seperti peningkatan tajam pada Juni–Juli serta penurunan signifikan di Agustus. Secara umum, metode ini memberikan estimasi yang cukup akurat dengan pola fluktuasi yang lebih stabil dibandingkan data permintaan asli.

Hasil Moving Avarage

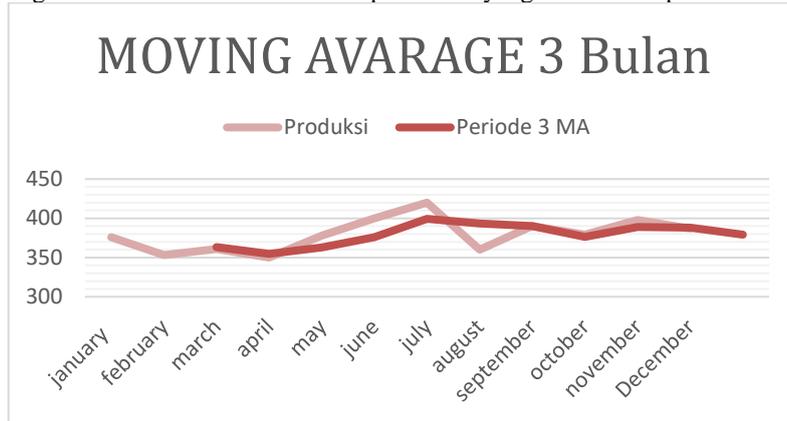
Berikut ini adalah hasil analisis yang dilakukan untuk meramalkan bahan baku di awal tahun 2025 menggunakan aplikasi *Excel* dengan metode *moving avarage* 3 bulan:

Tabel 5. *Moving Avarage* 3 Bulan

No (X)	Periode 2024	Produksi	Periode 3 MA	Forecast Error	EROR	EROR2	MAPE
1	January	376					
2	February	353					
3	March	361	363.33	-2.33	2.33	5.44	0.01
4	April	350	354.67	-4.67	4.67	21.78	0.01
5	May	378	363.00	15.00	15.00	225.00	0.04
6	June	400	376.00	24.00	24.00	576.00	0.06
7	July	420	399.33	20.67	20.67	427.11	0.05
8	August	360	393.33	-33.33	33.33	1111.11	0.09
9	September	390	390.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	October	379	376.33	2.67	2.67	7.11	0.01
11	November	398	389.00	9.00	9.00	81.00	0.02
12	December	387	388.00	-1.00	1.00	1.00	0.00
13			379.30	-379.30			

Perkiraan januari 2025	379.30
MAD	11.26666667
MAPE	272.2345679
MSE	2.935114465
RSME	16.49953235

Metode *Moving Average* 3 bulan menggunakan aplikasi *Excel* untuk meramalkan kebutuhan bahan baku produk *Floor Rear* awal 2025 berdasarkan data produksi 2024. Evaluasi model menghasilkan MAD 11,27, MSE 272,23, RMSE 16,50, dan MAPE 2,94%, yang menunjukkan akurasi sangat baik. *Error* terbesar terjadi pada Agustus dengan selisih 33,33 unit, sedangkan September memiliki *error* nol karena hasil ramalan sama dengan data aktual. Secara umum, metode ini mampu mengikuti tren data dan memberikan peramalan yang andal untuk perencanaan bahan baku



Gambar 4. Grafik *Moving Average* 3 bulan

Grafik *Moving Average* 3 bulan membandingkan data produksi aktual (garis biru) dengan hasil peramalan (garis oranye). Garis peramalan mengikuti tren produksi namun lebih halus karena proses perataan. Selisih terbesar terjadi pada Agustus saat hasil ramalan lebih tinggi dari data aktual, sedangkan pada September nilainya hampir sama. Metode ini dapat menangkap tren secara umum, tetapi agak terlambat merespons perubahan tajam pada data. Hasil

ARIMA (Auto Regresiv Integrate Moving Avarage)

Hasil yang didapatkan dari data tren produksi *floor rear* akan dipakai untuk analisis ARIMA kali ini menggunakan aplikasi SPSS dan melihat apakah ARIMA layak dipakai untuk peramalan *floor rear* di awal tahun 2025. selanjutnya pilih *Variable Y* yang dimana *Y* tersebut adalah data permintaan produksi dan ceklis juga *difference* untuk analisisnya.

Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	-.444	.264	2,818	1	.093
2	.188	.251	3,381	2	.184
3	-.460	.237	7,169	3	.067
4	.263	.221	8,583	4	.072
5	-.188	.205	9,425	5	.093
6	.274	.187	11,566	6	.072
7	-.177	.167	12,681	7	.080
8	.075	.145	12,947	8	.114
9	-.069	.118	13,288	9	.150

Gambar 5. *Autocorrelations*

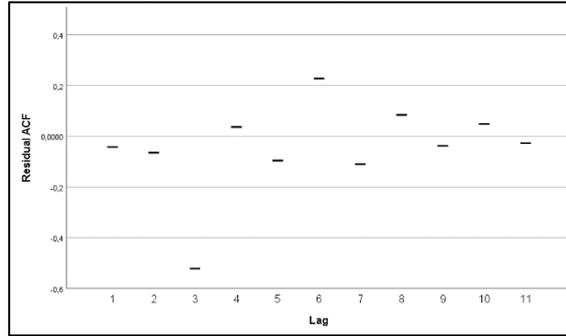
Tabel *autocorrelation* di atas menunjukkan hubungan nilai IHSG saat ini dengan nilai pada periode sebelumnya (lag). Pada lag 1 dan lag 3 terlihat nilai *autokorelasi* negatif cukup besar (masing-masing -0,444 dan -0,460), yang mengindikasikan adanya hubungan berlawanan arah antara periode tersebut. Sementara beberapa lag lain, seperti lag 4 dan lag 6, menunjukkan *autokorelasi* positif (0,263 dan 0,274). Dan selanjutnya langsung masuk ke pembahasan analisis arima yang digunakan:

Model Description			Model Type
Model ID	IHSG	Model_1	ARIMA(1,2,1) (0,0,0)

Gambar 6. Arima model *Description*

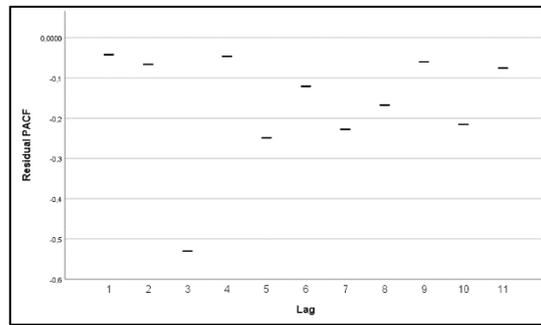
Model yang digunakan adalah ARIMA(1,2,1) dengan komponen musiman (0,0,0). Artinya, model ini memiliki satu parameter *autoregressive* (AR=1), dua kali proses *differencing* (d=2) untuk membuat data menjadi *stasioner*, dan satu parameter *moving average* (MA=1). Tidak terdapat komponen musiman dalam model ini. Model ini dipilih untuk

menangkap pola *tren* dan fluktuasi IHSG tanpa mempertimbangkan efek musiman.



Gambar 7. Residual ACF

Grafik *Residual ACF* menunjukkan bahwa sebagian besar nilai *autokorelasi residual* berada dekat dengan nol pada berbagai lag, yang mengindikasikan bahwa model ARIMA(1,2,1) telah berhasil menghilangkan pola *autokorelasi* dari data IHSG. Tidak terlihat adanya pola signifikan atau autokorelasi yang konsisten, sehingga residual dapat dianggap sebagai *white noise*. Hal ini menandakan bahwa model cukup baik dalam menangkap pola yang ada pada data asli.



Gambar 8. Grafik PACF

Grafik Residual PACF menunjukkan nilai *autokorelasi parsial residual* mendekati nol di semua lag tanpa pola signifikan, menandakan model ARIMA(1,2,1) telah menangkap pola utama data IHSG. *Residual* bersifat acak, sehingga model dianggap tepat dan tidak memerlukan tambahan komponen AR maupun MA.

Tabel 6. Summary Keseluruhan ARIMA

Fit Statistic	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile						
					5	10	25	50	75	90	95
Stationary R-squared	,240	.	,240	,240	,240	,240	,240	,240	,240	,240	,240
R-squared	,240	.	,240	,240	,240	,240	,240	,240	,240	,240	,240
RMSE	19,258	.	19,258	19,258	19,258	19,258	19,258	19,258	19,258	19,258	19,258
MAPE	3,761	.	3,761	3,761	3,761	3,761	3,761	3,761	3,761	3,761	3,761
MaxAPE	9,342	.	9,342	9,342	9,342	9,342	9,342	9,342	9,342	9,342	9,342
MAE	14,333	.	14,333	14,333	14,333	14,333	14,333	14,333	14,333	14,333	14,333
MaxAE	39,237	.	39,237	39,237	39,237	39,237	39,237	39,237	39,237	39,237	39,237
Normalized BIC	6,330	.	6,330	6,330	6,330	6,330	6,330	6,330	6,330	6,330	6,330

Berdasarkan tabel Model Summary ARIMA(1,2,1), nilai *Stationary R-squared* dan *R-squared* sebesar 0,240 menunjukkan model menjelaskan 24% variasi data setelah *differencing*. RMSE sebesar 19,258 menunjukkan rata-rata kesalahan prediksi, sedangkan MAPE 3,761% menandakan akurasi baik dengan kesalahan persentase terendah. MaxAPE 9,342% dan MaxAE 39,237 menunjukkan kesalahan terbesar masih wajar, sementara MAE 14,333 mencerminkan rata-rata kesalahan absolut. *Normalized BIC* 6,330 menjadi acuan perbandingan antar model, di mana nilai lebih kecil menunjukkan model lebih baik. Secara keseluruhan, ARIMA(1,2,1) layak digunakan untuk peramalan meski *R-squared* tergolong sedang.

Tabel 7. Hasil Forecast Bulan Januari 2025 ARIMA

Forecast Model	Jan 2025
	Forecast
IHSG-Model_1	363,60
	UCL
	406,51
	LCL
	320,69

Hasil peramalan ARIMA(1,2,1) untuk Januari 2025 menghasilkan prediksi 363,60, berada di antara UCL 406,51 dan LCL 320,69 pada tingkat kepercayaan 95%. Ini berarti nilai IHSG diperkirakan akan berada dalam rentang tersebut, dengan estimasi terbaik 363,60. Hasil ini dapat menjadi acuan pengambilan keputusan, meski faktor eksternal tetap perlu diperhatikan karena dapat memengaruhi nilai aktual.

Hasil analisis Peramalan

Berdasarkan hasil analisis dari 3 metode yang telah dilakukan yaitu *Moving Avarage* menggunakan *Excel*, *Exponential Smoothing* menggunakan *Excel*, dan *ARIMA (Auto Regresiv Integrate Moving Avarage)* menggunakan *SPSS* untuk menguji manakah metode yang paling terbaik untuk melakukan peramalan kebutuhan *floor rear* di Januari 2025 berikut ini adalah hasil yang diperoleh:

Tabel 8 Hasil analisis 3 metode

Metode	MAPE
<i>Moving Avarage Bulan 3</i>	2.935
<i>Exponential Smoothing α 0,3</i>	4.418
<i>ARIMA</i>	3.761

Dari tiga metode peramalan yang digunakan, *Moving Average 3 Bulan* menunjukkan hasil yang paling akurat dengan nilai MAPE sebesar 2,935%, diikuti oleh *ARIMA* dengan MAPE 3,761%, dan terakhir *Exponential Smoothing $\alpha = 0,3$* dengan MAPE 4,418%. Nilai MAPE yang lebih rendah menunjukkan bahwa metode tersebut menghasilkan estimasi yang lebih dekat dengan nilai aktual. Oleh karena itu, metode *Moving Average 3 Bulan* direkomendasikan sebagai metode terbaik dalam meramalkan permintaan produk *floor rear* pada Januari 2025.

Hasil analisis menunjukkan bahwa metode *Moving Average 3 Bulan* memiliki tingkat akurasi terbaik dengan nilai MAPE paling rendah, yaitu 2,935%. Artinya, metode ini lebih tepat digunakan dibandingkan *ARIMA* maupun *Exponential Smoothing* dalam meramalkan kebutuhan produk *floor rear*. Perusahaan disarankan menggunakan metode ini sebagai acuan utama untuk perencanaan stok dan produksi, sehingga dapat mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan persediaan. Selain itu, hasil peramalan sebaiknya diterjemahkan menjadi rencana operasional yang jelas agar mudah dipahami oleh semua bagian, baik produksi, gudang, maupun distribusi. Dengan cara ini, keputusan yang diambil akan lebih selaras dengan kondisi permintaan nyata. Meski demikian, evaluasi rutin tetap diperlukan untuk memastikan metode peramalan yang dipilih selalu sesuai dengan perubahan pola permintaan.

Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian, Tidak seperti penelitian sebelumnya, penelitian ini secara empiris menunjukkan bahwa MA, sebuah metode sederhana, mengungguli *ARIMA* dan *ES* dalam konteks peramalan inventaris otomotif. metode *Moving Average 3 Bulan* terbukti memberikan akurasi tertinggi dalam meramalkan permintaan produk *Floor Rear* di PT SAI, dengan MAPE 2,935% yang lebih baik dibandingkan *ARIMA* (3,761%) dan *Exponential Smoothing* (4,418%). Dengan mengadopsi MA, PT SAI dapat mengurangi risiko kelebihan stok dan kehabisan stok. Akurasi ini mendukung perencanaan stok yang lebih tepat, membantu mengurangi ketidaksesuaian antara permintaan dan ketersediaan material yang dapat memicu produk cacat, serta meningkatkan efisiensi pengendalian persediaan. Oleh karena itu, perusahaan disarankan untuk menerapkan metode ini secara rutin, memutakhirkan data permintaan secara berkala agar hasil peramalan tetap relevan, serta mempertimbangkan uji coba metode lain yang lebih adaptif model hibrid (*ARIMA-ANN, LSTM*), kumpulan data yang lebih besar, evaluasi berbasis biaya.

Daftar Pustaka

- [1] J. N. Aziza, "Perbandingan Metode Moving Average, Single Exponential Smoothing, dan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Permintaan Tabung Gas LPG PT Petrogas Prima Services," 2022.
- [2] F. Nur Hayati, D. Nurlaily, E. Pusporani, I. Teknologi Kalimantan Jl Soekarno Hatta Km, K. Joang, and B. Kalimantan Timur, "Peramalan Data Ekspor Non Migas Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Univariate Time Series," 2021. [Online]. Available: www.unipasby.ac.id
- [3] I. K. Hasan and I. Djakaria, "Perbandingan Model Hybrid ARIMA-NN dan Hybrid ARIMA-GARCH untuk Peramalan Data Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 5, no. 2, 2021.
- [4] Dian Yulis Wulandari, Hidayati Purnama Lubis, Riska Franita, and Adelia Amanda, "Analisis Peramalan Perencanaan Biaya Pengelolaan Peternakan Kambing Pe Dengan Metode Exponential Smoothing," *Tahun*, vol. 10, no. 4, pp. 1763–1772, 2023, doi: 10.31604/jips.v10i4.2023.1763-1772.
- [5] Koldi Sudiansyah, Ketut Sukiyono, and Redy Badrudin, "Peramalan Harga Bawang Putih di Kota Bengkulu, Provinsi Bengkulu dan Indonesia," Nov. 2023.
- [6] W. Maulidiyah and A. Fauzy, "Perbandingan Metode Peramalan Double Exponential Smoothing with Damped Parameter dan Autoregressive Integrated Moving Average (Studi Kasus: Data Volume Penjualan Bunga Krisan di Pasar Bunga Rawa Belong DKI Jakarta Tahun 2018-2022)," 2023.
- [7] Lukman Adhitama, Dimas Akbar Kurniantoro, Rian Puji Kusuma Dewi, Muhammad Thirafi Rabbani, and Pingky Nurul Valentina, "Peramalan Jumlah Permintaan Kaos Sablon di Octopus Screen Printing Studio," 2024.

- [8] Noviadry Nur Tamtama and Riantisari Rahmawati, “Analisis Peramalan Permintaan Melalui Metode Moving Average, Weighted Moving Average dan Exponential Smoothing (Studi Kasus Pada Exist Auto Detailing),” 2024. [Online]. Available: <https://jurnal.ubd.ac.id/index.php/ds>
- [9] N. B. Putra *et al.*, “Penerapan Siklus Plan-Do-Check-Action untuk Mengurangi Cacat Permukaan pada Produk Outer Tube Model 2DP di PT. XYZ,” 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.polines.ac.id/index.php/rekayasa>
- [10] A. Bakhtiar and S. Audina, “Analisis Pengendalian Persediaan Aux Raw Material Menggunakan Metode Min-Max Stock Di Pt. Mitsubishi Chemical Indonesia,” 2021.
- [11] A. L. Schaffer, T. A. Dobbins, and S. A. Pearson, “Interrupted time series analysis using autoregressive integrated moving average (ARIMA) models: a guide for evaluating large-scale health interventions,” *BMC Med Res Methodol*, vol. 21, no. 1, Dec. 2021, doi: 10.1186/s12874-021-01235-8.
- [12] Winny Alna Marlina and Annisa Okti Amri, “Forecasting Moving Average dan Exponential Smoothing di Usaha Erina, Payakumbuh,” *Jurnal Riset Teknik Industri*, pp. 115–128, Dec. 2024, doi: 10.29313/jrti.v4i2.4752.
- [13] Suhendi Irawan *et al.*, “Peramalan Permintaan Sepatu Sandal pada UMKM Mulyaharja Kota Bogor,” vol. 05, no. 02, pp. 120–131, 2024, doi: 10.35261/gijtsi.v5i02.12534.
- [14] M. Romi, B. Isma Putra, P. Teknik Indsutri, F. Sains dan Teknologi, and U. Muhamadiyah Sidoarjo, “Seminar Nasional & Call Paper Fakultas Sains dan Teknologi,” 2024.
- [15] A. D. Huruta, “Predicting the unemployment rate using autoregressive integrated moving average,” *Cogent Business and Management*, vol. 11, no. 1, 2024, doi: 10.1080/23311975.2023.2293305.
- [16] Rifda Ilahy Rosihan, Murwan Widyantoro, Roberta Heni Anggit Tansiri, and Fadil Triawan, “Analisis Perencanaan Permintaan Customer untuk Produk Rear Fender di PT MI,” 2023.