

Peramalan Jumlah Barang Kereta Api di Indonesia Menggunakan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

Idrus Syahzaqi¹, Sediono², Sabrina Salsa Oktavia³, Aurellia Calista Anggakusuma⁴, Ezha Easyfa Wioldyanisa⁵

^{1,2,3,4}Program Studi Statistika, Universitas Airlangga

E-mail: idrus.syahzaqi@fst.unair.ac.id¹, sediono101@gmail.com², sabrina.salsa.oktavia-2022@fst.unair.ac.id³, aurellia.calista.anggakusuma-2022@fst.unair.ac.id⁴, ezha.easyfa.wioldyanisa-2022@fst.unair.ac.id⁵

Diajukan 29 April 2025 **Diperbaiki** 26 Juni 2025 **Diterima** 29 Juni 2025

Abstrak

Latar Belakang: Angkutan barang menjadi bagian penting dalam bisnis yang dijalankan oleh PT Kereta Api Indonesia. Untuk mendukung perencanaan strategis dan pengembangan infrastruktur yang efektif diperlukan prediksi yang akurat terhadap jumlah barang yang akan diangkut di masa mendatang. Oleh sebab itu, metode peramalan berbasis data historis seperti *Seasonal Autoregressive Interated Moving Average* (SARIMA) dapat menjadi pendekatan yang relevan untuk memprediksi jumlah barang kereta api di Indonesia.

Tujuan: Mendapatkan model yang sesuai guna meramalkan jumlah barang yang diangkut melalui transportasi kereta api di Indonesia, serta untuk mengetahui hasil peramalan tersebut.

Metode: Penelitian ini menggunakan metode runtun waktu dengan pendekatan model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Averang* (SARIMA) berdasarkan karakteristik data yang menunjukkan pola musiman. SARIMA sendiri mampu mengintegrasikan komponen pola musiman pada data serta mampu secara efektif untuk menangkap dinamika periodik dan struktural dalam data seasonal.

Hasil: Model terbaik yang diperoleh yaitu SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹² probabilistik, dengan menggunakan data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) dalam rentang Januari 2013 sampai Maret 2024. Peramalan untuk 12 bulan ke depan (April 2023 sampai Maret 2024) menunjukkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 8,03% yang mengindikasikan bahwa tingkat akurasi peramalan sangat baik.

Kesimpulan: Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹² probabilistik dapat dijadikan acuan yang handal dalam memprediksi jumlah barang yang diangkut melalui transportasi kereta api di Indonesia.

Kata kunci: Transportasi Barang, Runtun Waktu, SARIMA, MAPE.

Abstract

Background: Freight transportation is an important part of the business run by PT Kereta Api Indonesia. To support effective strategic planning and infrastructure development, an accurate prediction of the amount of goods to be transported in the future is required. Therefore, historical data-based forecasting methods such as *Seasonal Autoregressive Interated Moving Average* (SARIMA) can be a relevant approach to predict the number of railway goods in Indonesia.

Objective: Obtain a suitable model to forecast the number of goods transported by rail transportation in Indonesia, and to determine the results of the forecasting.

Methods: This research uses the time series method with the *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Averang* (SARIMA) model approach based on data characteristics that show seasonal patterns. SARIMA itself is able to integrate seasonal pattern components in the data and is able to effectively capture periodic and structural dynamics in seasonal data.

Results: The best model obtained is probabilistic SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹², using secondary data sourced from the Central Bureau of Statistics (BPS) in the range of January 2013 to March 2024. Forecasting for the next 12 months (April 2023 to March 2024) shows a *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) value of 8.03% which indicates that the level of forecasting accuracy is very good.

Conclusion: The probabilistic ARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹² model can be used as a reliable reference in predicting the amount of goods transported through rail transportation in Indonesia.

Keywords : Goods Transportation, Time Series, SARIMA, MAPE.

PENDAHULUAN

Transportasi merupakan salah satu sektor strategis yang berperan penting dalam mendukung aktivitas ekonomi dan mobilitas masyarakat. Di Indonesia, kereta api menjadi salah satu modal utama dalam pengangkutan barang, terutama karena keunggulannya dalam kapasitas angkut, efisiensi biaya, serta ketepatan waktu (Sartono, 2016). PT Kereta Api Indonesia (Persero) terus mengembangkan layanan angkutan barang sebagai bagian dari strategi bisnis jangka panjang yang mendukung kebutuhan logistik nasional.

Seiring meningkatnya permintaan terhadap jasa angkutan kereta api, peramalan volume angkutan menjadi hal penting untuk mendukung perencanaan dan pengambilan keputusan. Model runtun waktu seperti *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dinilai efektif karena mampu mengakomodasi unsur musiman yang umum dijumpai dalam data transportasi (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

Model SARIMA telah digunakan secara luas dalam berbagai studi. Fitriani et al. (2024) menerapkannya untuk meramalkan volume angkutan barang di Pulau Jawa yang sempat mengalami penurunan pada November 2021 namun meningkat di periode berikutnya, dengan didapatkan model terbaiknya yaitu SARIMA(0,1,1)(0,2,0)¹² berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terendah melalui uji diagnostik residual. Cania et al. (2023), serta Astuti dan Jamaludin (2018) menggunakannya dalam konteks penumpang kereta api pada daerah yang berbeda, dimana SARIMA ini juga memberikan hasil yang digunakan untuk memberikan saran berdasarkan hasil peramalan kenaikan maupun penurunan penumpang pada periode atau waktu tertentu. SARIMA juga terbukti efektif dalam memodelkan transportasi laut (Khoiriyah et al., 2023).

Suryadi (2019) dan Abebe (2020) menegaskan kemampuan SARIMA dalam menangani fluktuasi dan pola musiman pada taraf kejadian yang tak tentu seperti kinerja dan pertumbuhan angkutan kereta api serta suhu dan curah hujan.

Beberapa studi membandingkan SARIMA dengan metode lain seperti *Vector Autoregressive* (VAR) (Ratnaningsih & Adam, 2024), *Grey System Theory* (Susilawati & Sunendiari, 2022), dan *Moving Average* (Leksono, 2023). Di sisi lain, Rizal et al. (2023) mengeksplorasi menggunakan perbandingan pendekatan *Bayesian Structural Time Series* dimana didapatkan SARIMA terbukti menjadi model paling akurat untuk memodelkan dan meramalkan dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) lebih kecil, sementara Brata et al. (2022) menerapkan metode *Fuzzy Time Series* yang memiliki keakuratan untuk memprediksi data dengan pola trend naik, dan Feng et al. (2018) menggunakan pendekatan pembelajaran mendalam yang dikombinasikan dengan SARIMA. Meski demikian, SARIMA tetap menjadi pilihan populer karena interpretasinya yang sederhana dan kemampuannya menangkap struktur musiman secara eksplisit.

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dan meramalkan volume angkutan barang kereta api di Indonesia menggunakan model SARIMA berdasarkan data historis yang tersedia. Diharapkan hasilnya dapat memberikan kontribusi dalam mendukung pengambilan kebijakan strategis serta perencanaan layanan angkutan yang lebih efisien dan responsif terhadap kebutuhan nasional.

METODE

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan jenis metode kuantitatif. Penelitian kuantitatif adalah penelitian yang mengumpulkan data berupa angka atau data kualitatif yang diangkakan, misalnya terdapat dalam skala pengukuran. Data dalam penelitian ini berupa data sekunder yang bersumber dari

Badan Pusat Statistik (BPS) dengan range data dalam Januari 2013 – Maret 2024.

Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini mencakup seluruh data jumlah barang yang diangkut melalui transportasi kereta api di Indonesia dalam periode waktu tertentu. Sampel yang digunakan yaitu data jumlah barang yang diangkut dari bulan Januari 2013 hingga Maret 2024.

Teknik Sampling

Teknik sampling yang digunakan dalam penelitian merupakan *purposive time based sampling*, dimana pengambilan sampel berdasarkan pertimbangan waktu tertentu yang relevan dengan tujuan penelitian. Teknik sampling ini dipilih berdasarkan karakteristik data yang berupa deret waktu yang setiap observasinya saling berkaitan secara temporal (Memon et al., 2025). Sehingga pemilihan data dilakukan secara sengaja berdasarkan kontinuitas waktu untuk memperoleh pola tren dan musiman yang diperlukan dalam pemodelan dan peramalan menggunakan metode SARIMA.

Subjek Penelitian

Subjek penelitian merupakan elemen, individu, kelompok, benda, organisme, atau fenomena yang menjadi sumber data utama dalam penelitian di mana peneliti memperoleh informasi yang diperlukan (Nashrullah et al., 2023). Subjek dalam penelitian ini adalah jumlah barang yang diangkut melalui transportasi kereta api di Indonesia berdasarkan data sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS).

Teknik Analisis Data

Langkah-langkah analisis data yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis statistika deskriptif terhadap data.
2. Membuat plot deret waktu volume angkutan barang kereta api di Indonesia untuk memahami pola umum data.
3. Membagi data menjadi dua bagian: data training mencakup data dari Januari 2013 – Maret 2022 dan data testing dari April 2022 – Maret 2024.
4. Mengidentifikasi kestasioneran data menggunakan evaluasi plot *Autocorrelation Function* (ACF), *Partial Autocorrelation Function* (PACF), dan melakukan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF).
 - a. Jika data tidak stasioner dalam varians, dilakukan transformasi Box-Cox.
 - b. Jika data hasil transformasi masih belum stasioner dalam mean, maka dilakukan proses *differencing*.
5. Membuat plot ACF dan PACF data yang telah mengalami *differencing* atau transformasi untuk mengevaluasi adanya pola trend musiman.
6. Menentukan beberapa kandidat model SARIMA berdasarkan pola yang diindikasikan oleh plot ACF dan PACF.
7. Melakukan estimasi parameter untuk setiap kandidat model SARIMA yang telah ditentukan.
8. Memilih model terbaik dengan mempertimbangkan prinsip *parsimony*, yakni model yang sederhana namun mampu merepresentasikan data secara optimal.
9. Menguji kecocokan model melalui:
 - a. Uji *white noise* menggunakan Ljung-Box untuk menguji apakah residual model bebas autokorelasi.
 - b. Uji normalitas residual menggunakan metode Kolmogorov-Smirnov.
10. Menyusun persamaan akhir model

SARIMA dan menggunakannya untuk melakukan peramalan jangka pendek.

11. Menghitung nilai MAPE berdasarkan pelatihan data testing sebagai ukuran akurasi peramalan.
12. Apabila nilai MAPE yang diperoleh lebih dari 10%, maka perlu dilakukan pengulangan langkah mulai dari langkah ke-4 hingga langkah ke-9 untuk memperoleh model peramalan yang lebih akurat.

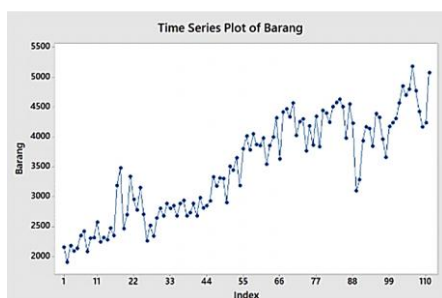
HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan data yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) maka diperoleh statistika deskriptif sebagai berikut :

Tabel 1. Statistika Deskriptif Data

Variabel	Jumlah Barang
Mean	3486,4
Minimum	1904
Maximum	5184

Tabel 1 menunjukkan bahwa dari Januari 2013 hingga Maret 2022, rata-rata jumlah barang yang diangkut melalui kereta api di Indonesia adalah 3.486,4 ton per bulan. Volume tertinggi mencapai 5.184 ton, sedangkan terendah 1.904 ton. Meskipun jumlah barang yang diangkut berfluktuasi setiap bulan, tren keseluruhan menunjukkan peningkatan. Berikut adalah grafik *time series* rata-rata jumlah barang yang didistribusikan pada Gambar 1.

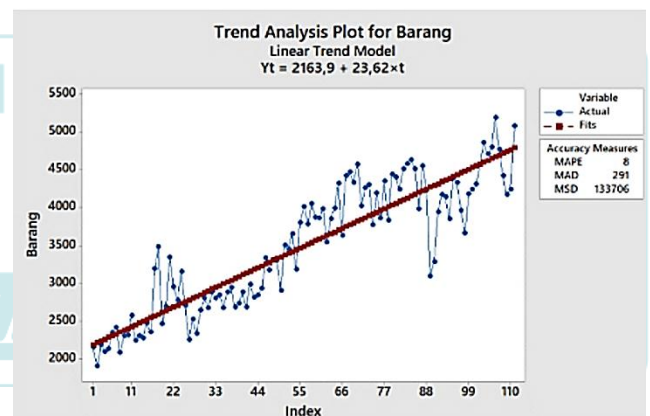


Gambar 1. Time Series Plot Data Jumlah Barang Distribusi Kereta Api

Dalam analisis *time series*, seperti ARIMA, kestasioneran data adalah

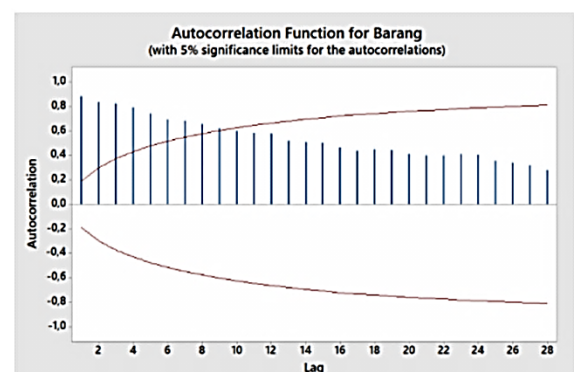
prasyarat penting. Data dikatakan stasioner jika tidak memiliki tren naik atau turun, dan stabil dalam *mean* dan *varians*. Kestasioneran dapat diidentifikasi melalui *time series* plot, grafik ACF, PACF, dan *Augmented Dickey-Fuller Test* (ADF). Jika data tidak stasioner, transformasi seperti Box-Cox atau Tukey dan *differencing* dapat digunakan untuk mencapai kestasioneran. Dalam penelitian ini, langkah pertama adalah memeriksa kestasioneran data jumlah barang yang diangkut kereta api di Indonesia melalui *time series plot*, ACF, dan PACF.

Tahap pertama dalam melakukan identifikasi kestasioneran data adalah dengan melihat bagaimana trend yang terbentuk dari *time series plot* serta *plot* ACF dan PACF dari data jumlah barang yang didistribusikan melalui transportasi kereta api di Indonesia:

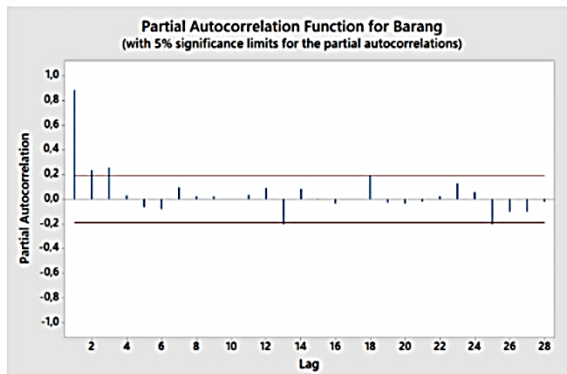


Gambar 2. Trend Analysis Plot Data Jumlah Barang Distribusi Kereta Api

Berdasarkan grafik *Time Series Plot* pada Gambar 2, dapat dilihat bahwa jumlah barang yang didistribusikan melalui transportasi kereta api terdapat kecenderungan tren naik pada bulan Januari 2013 – Maret 2022.



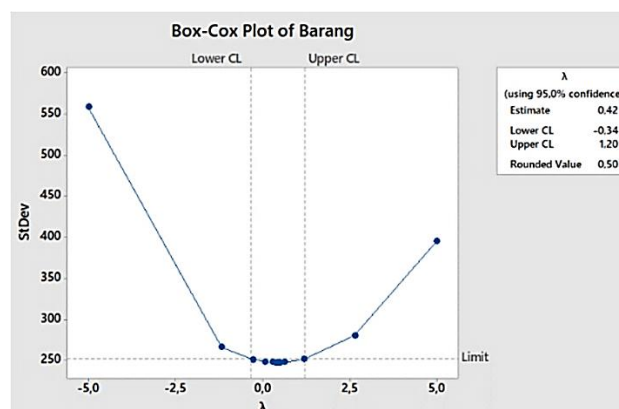
Gambar 3. Plot ACF Data Jumlah Barang Distribusi Kereta Api



Gambar 4. Plot PACF Data Jumlah Barang Distribusi Kereta Api

Berdasarkan grafik Plot ACF dan PACF pada Gambar 3 dan Gambar 4, dapat dilihat bahwa grafik ACF turun linier lambat, hal ini mengindikasikan bahwa data belum stasioner dalam *mean*. Berdasarkan Gambar 4, juga dapat dilihat bahwa plot PACF terlihat hanya lag 1 yang keluar signifikan dari batas garis. Oleh karena itu, disimpulkan bahwa data jumlah barang yang didistribusikan melalui transportasi kereta api belum stasioner terhadap rata-rata.

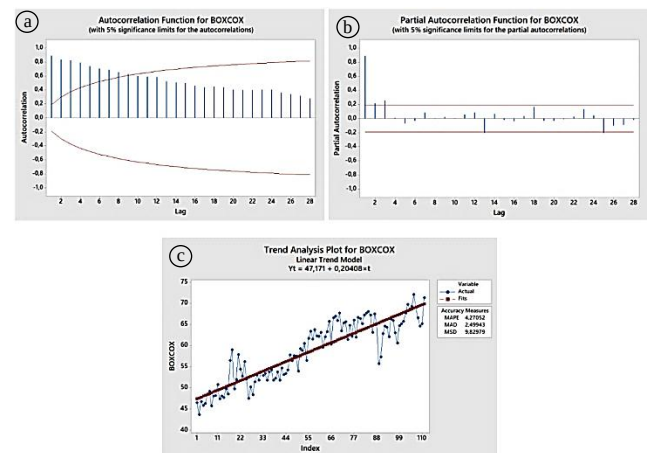
Tahap kedua yang harus dilakukan adalah menyelidiki apakah data sudah stasioner dalam varians atau belum akan dilakukan Transformasi Box-Cox pada data jumlah barang yang didistribusikan melalui transportasi kereta api di Indonesia. Berikut adalah Plot Box-Cox dari data Jumlah Barang yang didistribusikan melalui transportasi kereta api di Indonesia.



Gambar 5. Plot Transformasi Box-Cox Data Jumlah Barang Distribusi Kereta Api

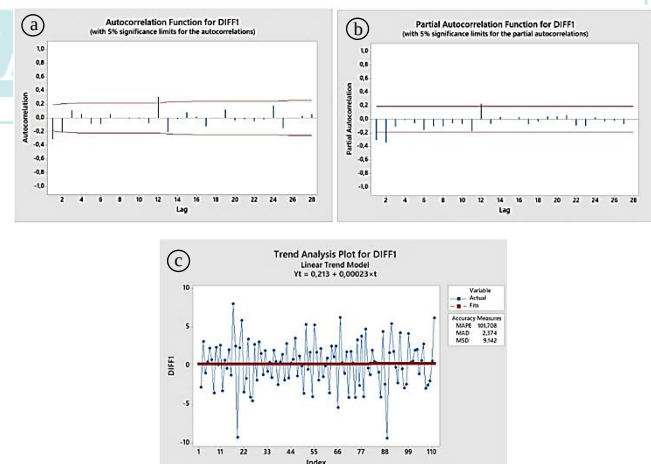
Berdasarkan grafik Plot

Transformasi Box-Cox pada Gambar 5 Dapat dilihat nilai *Rounded Value* (λ) sebesar 0,50, dengan bentuk transformasi Z_t artinya data sudah stasioner dalam varians.



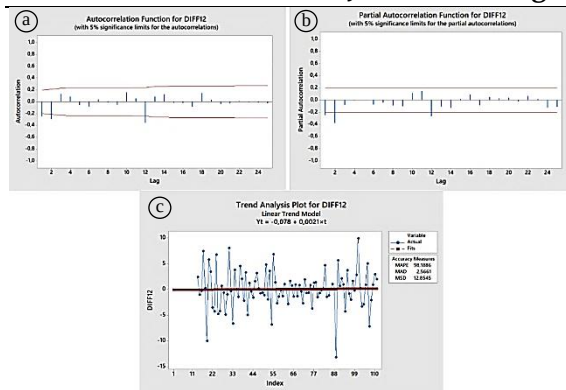
Gambar 6. a. Grafik Plot ACF, b. Grafik Plot PACF, dan c. Grafik Trend Hasil Transformasi Box-Cox

Berdasarkan grafik Plot ACF dan PACF pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa pada grafik *trend*, plot ACF dan PACF setelah proses transformasi, masih belum menunjukkan indikasi bahwa data sudah stasioner dalam *mean*, sehingga hal ini perlu dilakukan proses *differencing* dengan lag 1.



Gambar 7. a. Grafik Plot ACF, b. Grafik Plot PACF, dan c. Grafik Trend Hasil Differencing Pertama Data Transformasi Box-Cox

Pada Gambar 7c menunjukkan bahwa tidak adanya kecenderungan tren naik atau turun. Pada gambar Plot 7a, pada plot ACF dan PACF lag 1 dan 12 keluar dari garis batas. Hal itu menandakan bahwa data ini seasonalnya 12 atau tahunan. Selanjutnya dilakukan *differencing* 12.



Gambar 8. a. Grafik Plot ACF, b. Grafik Plot PACF, dan c. Grafik Trend Hasil *Differencing* 12 Data Transformasi *Box-Cox*

Berdasarkan grafik pada Gambar 8 diketahui bahwa grafik tren plot tidak menunjukkan adanya kecenderungan menaik atau menurun. Kita juga bisa mengetahui bahwa lag 1, 2 dan 12 keluar dalam grafik ACF. Kemudian, lag 1, 2 dan 12 keluar pada grafik PACF. Data tersebut sudah stasioner dalam rata-rata dan varians. Berikut adalah beberapa model yang dapat diuji lebih lanjut pada Tabel 2.

Tabel 2. Perkiraan Model Analisis Runtun Waktu Musiman

Model	Nama Lain
ARIMA(1,1,1)(1,1,1) ¹²	ARIMASARIMA
ARIMA(1,1,1)(0,1,1) ¹²	ARIMASIMA
ARIMA(1,1,1)(1,1,0) ¹²	ARIMASARI
ARIMA(2,1,1)(1,1,1) ¹²	ARIMASARIMA
ARIMA(2,1,1)(0,1,1) ¹²	ARIMASIMA
ARIMA(2,1,1)(1,1,0) ¹²	ARIMASARI
ARIMA(0,1,1)(1,1,1) ¹²	IMASARIMA
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ¹²	IMASIMA
ARIMA(0,1,1)(1,1,0) ¹²	IMASARI
ARIMA(1,1,0)(1,1,1) ¹²	ARISARIMA
ARIMA(1,1,0)(0,1,1) ¹²	ARISIMA
ARIMA(1,1,0)(1,1,0) ¹²	ARISARI
ARIMA(2,1,0)(1,1,1) ¹²	ARISARIMA
ARIMA(2,1,0)(1,1,1) ¹²	ARISIMA
ARIMA(2,1,0)(0,1,0) ¹²	ARISARI

Tahap selanjutnya adalah penentuan model terbaik. Syarat-syarat yang harus dimiliki model ARIMA terbaik, yaitu parameternya signifikan yang ditandai dengan nilai *p-value* < 5%, memiliki *Mean Square Error* (MSE) terkecil dan memiliki residual *white noise*. Berikut adalah hasil estimasi parameter semua kemungkinan yang disajikan dalam Tabel 3 berikut:

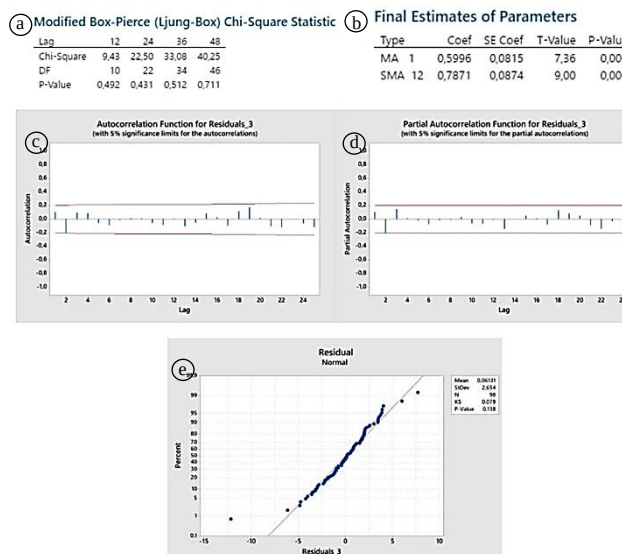
Tabel 3. Pemilihan Model Terbaik

Model		Uji Signifikansi	MSE	Pemenuhan Uji Asumsi	
SARIMA(1,1,1)(1,1,1) ¹²	Deterministik	AR 1	0.415	7.16239	White Noise
		SAR 12	0.905		
		MA1	0.000		
		SMA 12	0.000		
		Constant	0.575		
	Probabilistik	AR 1	0.155	7.10123	White Noise
		SAR 1	0.921		
		MA 1	0.000		
		SMA 12	0.000		
SARIMA(2,1,1)(1,1,1) ¹²	Deterministik	AR1	0.428	6.81241	White Noise
		AR2	0.003		
		SAR 12	0.812		
		MA1	0.157		
		SMA 12	0.000		
		Constant	0.671		
	Probabilistik	AR 1	0.148	6.74678	White Noise
		AR 2	0.003		
		SAR 12	0.000		
		MA 1	0.000		
SMA 12		0.000			
SARIMA(0,1,1)(1,1,1) ¹²	Deterministik	SAR 12	0.815	7.25548	White Noise
		MA 1	0.000		
		SMA 12	0.000		
		Constant	0.667		

Peramalan Jumlah Barang Kereta Api di Indonesia Menggunakan ...

Model		Uji Signifikansi		MSE	Pemenuhan Uji Asumsi
SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ¹²	Probabilistik	SAR 12	0.829	7.18902	White Noise
		MA 1	0.000		
		SMA 12	0.000		
	Deterministik	SMA 12	0.000	7.18739	White Noise
		MA 1	0.000		
		Constant	0.710		
Probabilistik	SAR 12	0.000	7.12183	White Noise	
	MA 1	0.000			

Berdasarkan Tabel 3 didapatkan model yang memenuhi syarat-syarat sebelumnya yaitu model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹². Berikut hasil grafik ACF dan PACF residual model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹², serta hasil Modified Box-Pierce Ljung Box yang memenuhi syarat.



Gambar 9. a. Tabel Estimasi Parameter, b. Tabel Ljung-Box, c. Plot ACF Residual, d. Plot PACF Residual, dan e. Plot Normalitas Residual Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹²

Dapat dilihat pada Gambar 9c dan 9d bahwa ACF dan PACF residual tidak ada yang keluar garis batas atau dapat dikatakan *white noise*. Kemudian pada gambar 9b, tabel Ljung-Box juga memiliki nilai *p-value* di atas 0,05. Di samping itu pada gambar 9b, nilai *p-value* dari estimasi parameter sebesar 0,000 (signifikan). Kemudian pada gambar 9e residual dapat dilihat bahwa berdistribusi normal.

Setelah model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹² diputuskan sebagai model terbaik dalam analisis

runtun waktu, maka tahap selanjutnya adalah menyusun model persamaan deterministik sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1 - B^s)^d(1 - B)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^s)a_t$$

Dengan $a_t \sim (0, \sigma^2)$

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

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

$$\begin{aligned} (1 - B^{12})^1(1 - B)^1 Z_t &= (1 - \theta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12})a_t \\ (1 - B^{12})^1(1 - B)^1 Z_t &= a_t - \theta_1 B a_t - \theta_1 B^{12} a_t + \theta_1 \theta_1 B^{13} a_t \\ (1 - B - B^{12} - B^{13})Z_t &= a_t - \theta_1 B a_t - \theta_1 B^{12} a_t + \theta_1 \theta_1 B^{13} a_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_t - Z_t B - Z_t B^{12} + Z_t B^{13} &= a_t - \theta_1 B a_t - \theta_1 B^{12} a_t + \theta_1 \theta_1 B^{13} a_t \end{aligned}$$

$$Z_t = a_t - \theta_1 B a_t + B Z_t - \theta_1 B^{12} a_t + B^{12} Z_t + \theta_1 \theta_1 B^{13} a_t - B^{13} Z_t$$

$$Z_t = a_t - 0,5996a_{t-1} + Z_{t-1} - 0,7871a_{t-12} + Z_{t-12} + 0,4724a_{t-13} - Z_{t-13}$$

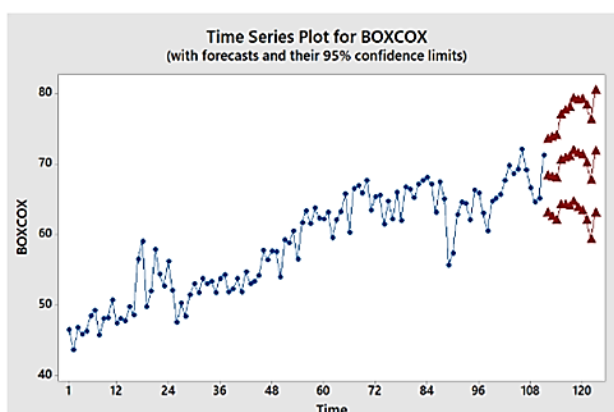
Dengan $Z_t = \sqrt{Z_t}$ yang merupakan bentuk transformasi *Rounded Value* bernilai 0,50. Setelah mendapatkan model yang tepat, peneliti dapat melakukan *forecasting* atau peramalan mengenai data jumlah barang melalui transportasi kereta api di Indonesia selama dua belas bulan ke depan, yakni bulan

Peramalan Jumlah Barang Kereta Api di Indonesia Menggunakan ...

April 2023 – Maret 2024. Hasilnya diperoleh seperti pada Tabel 4 dan Gambar 9 berikut.

Tabel 4. Hasil *Forecasting* Data Jumlah Barang Distribusi Kereta Api

Periode	Forecast	Lower	Upper
April	4655,79	3969,2	5379,11
Mei	4636,36	3900,67	5435,58
Juni	4609,44	3829,20	5461,98
Juli	4966,46	4109,61	5904,39
2023 Agustus	5016,00	4111,51	6010,35
September	5035,31	4088,00	6081,26
Oktober	5167,47	4167,59	6274,76
November	5094,42	4064,49	6240,53
Desember	5073,91	4010,29	6262,49
2024 Januari	4911,63	3832,30	6124,70
Februari	4578,53	3507,40	5792,18
Maret	5138,34	3967,06	6460,91



Gambar 10. Time Series Plot Hasil *Forecasting*

Pada Gambar 10 menunjukkan plot atau grafik *time series* dan hasil *forecasting* pada dua belas bulan kedepan. Selanjutnya akan dihitung nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) untuk mengetahui besar persentase rata-rata kesalahan *absolute* beserta kriteria peramalan sebagai berikut.

Tabel 5. Perhitungan Nilai MAPE

Data Aktual	Forecast	Selisih	$\left \frac{(A_t - F_t)}{A_t} \right \cdot 100\%$
5076	4655.79	420.21	8.278369
5192	4636.46	555.64	10.70185
4834	4609.44	224.56	4.645428
5138	4966.46	171.54	3.338653
5478	5016.00	462	8.433735
5581	5035.31	545.69	9.777638
5540	5167.47	372.53	6.724368
5461	5094.42	366.58	6.71269
5364	5073.91	290.09	5.408091
5840	4911.63	928.37	15.89675
5429	4578.53	850.47	15.66532

Data Aktual	Forecast	Selisih	$\left \frac{(A_t - F_t)}{A_t} \right \cdot 100\%$
5099	5138.34	-39.34	0,77152
$\sum_{t=1}^n \left \frac{(A_t - F_t)}{A_t} \right \cdot 1$			96.35441
MAPE			8.029534

Berdasarkan Tabel 5 didapatkan nilai MAPE yaitu sebesar 8,03% (kurang dari 10%), maka dapat dikategorikan bahwa hasil *forecasting* atau peramalan dapat dikatakan sangat baik atau tingkat akurasi tinggi (Ardiansah et al., 2021). Jadi, model tersebut cocok dijadikan acuan untuk memprediksi jumlah barang melalui transportasi kereta api di Indonesia selama dua belas bulan ke depan.

PENUTUP

Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang dilakukan, data jumlah barang melalui transportasi kereta api di Indonesia pada periode Januari 2013 hingga Maret 2022 mengalami fluktuatif dengan tren cenderung naik. Setelah melakukan analisis runtun waktu, ditemukan bahwa model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ probabilistik merupakan model terbaik untuk memodelkan data tersebut. Hasil prediksi menunjukkan tidak terdapat perbedaan yang besar antara data prediksi dengan data asli. Kemudian, nilai data asli masih berada dalam selang kepercayaan 95% data prediksi. Hal ini mengindikasikan bahwa model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ probabilistik adalah model yang tepat untuk meramalkan data tersebut dengan bukti nilai MAPE sebesar 8,03%.

Saran

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar analisis dilakukan dengan cakupan data yang lebih terbaru dan lebih luas, termasuk mempertimbangkan variabel eksternal seperti kondisi ekonomi, kebijakan pemerintah, atau data cuaca yang mungkin memengaruhi volume angkutan barang. Selain itu, penelitian lanjutan juga dapat mengeksplorasi

pendekatan multivariat atau hybrid model yang menggabungkan beberapa metode peramalan, guna meningkatkan akurasi prediksi dan menangkap dinamika data yang lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

- Abebe, T. H. (2020). Time Series Analysis of Monthly Average Temperature and Rainfall Using Seasonal ARIMA Model (in Case of Ambo. *International Journal of Theoretical and Applied Mathematics*, 6(5), 76–87.
<https://doi.org/10.11648/j.ijtam.20200605.13>
- Fitriani, I., Arum P.R., & Amri, S. (2024). Pemodelan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) untuk Meramalkan Volume Angkutan Barang Kereta Api di Pulau Jawa Tahun 2021: Memberikan prediksi volume angkutan barang kereta api di pulau jawa untuk masa mendatang. *Journal Of Data Insights*, 2(1), 26–35.
<https://doi.org/10.26714/jodi.v2i1.167>
- Astuti, S. W., & Jamaludin. (2018). Forecasting Surabaya - Jakarta Train Passengers with SARIMA model. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 407(1).
<https://doi.org/10.1088/1757-899X/407/1/012105>
- Brata, A. S., Anhar, A., Lestari, W., Trisanti, Y., & Nisa, F. (2022). Metode Fuzzy Time Series Logika Ruey Chyn Tsaur untuk Prediksi Pola Data Trend Naik: Studi Kasus Pengiriman Jumlah Berat Barang dengan Transportasi Kereta Api Pulau Jawa Satuan Ribuan Ton Tahun 2020 - 2022. *Journal of Mathematics Education and Science*, 6(1), 29–35.
<https://doi.org/10.32665/james.v6i1.887>
- Cania, S., Putri, D. M., & Rianjaya, I. D. (2023). Penerapan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) pada Jumlah Penumpang Kereta Api di Sumatera Barat. *JOSTECH: Journal of Science and Technology*, 3(2), 209–220.
<https://doi.org/10.15548/jostech.v3i2.6880>
- Feng, F., Li, W., & Jiang, Q. (2018). Railway freight volume forecast using an ensemble model with optimised deep belief network. *IET Intelligent Transport Systems*, 12(8), 851–859.
<https://doi.org/10.1049/iet-its.2017.0369>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice* (3rd edition). OTexts: Melbourne.
<https://otexts.com/fpp3/>
- Ardiansah, I., Adiarsa, I. F., Putri, S. H., & Pujianto, T. (2021). Penerapan Analisis Runtun Waktu pada Peramalan Penjualan Produk Organik menggunakan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering)*, 10(4), 548.
<https://doi.org/10.23960/jtep-l.v10i4.548-559>
- Khoiriyah, N. S., Silfiani, M., Novelinda, R., & Rezki, S. M. (2023). Peramalan Jumlah Penumpang Kapal di Pelabuhan Balikpapan dengan SARIMA. *Jurnal Statistika Dan Komputasi*, 2(2), 76–82.
<https://doi.org/10.32665/statkom.v2i2.2303>
- Leksono, B. E. (2023). Peramalan Volume Angkutan Bahan Bakar Minyak Pt Kereta Api Indonesia (Persero) Daop V Purwokerto Dengan Metode Moving Average. *Jurnal Pabean*, 5(2), 138–145.
<https://doi.org/10.61141/pabean.v5i2.421>

- Memon, M. A., Thurasamy, R., Ting, H., & Cheah, J. H. (2025). Purposive Sampling: a Review and Guidelines for Quantitative Research. *Journal of Applied Structural Equation Modeling*, 9(1), 1–23. [https://doi.org/10.47263/JASEM.9\(1\)01](https://doi.org/10.47263/JASEM.9(1)01)
- Nashrullah, M., Maharani, O., Rohman, A., Fahyuni, E. F., Nurdyansyah, & Untari, R. S. (2023). *Metodologi Penelitian Pendidikan Prosedur Penelitian, Subyek Penelitian, dan Pengembangan Teknik Pengumpulan Data*. UMSIDA Press. <https://press.umsida.ac.id/index.php/umsidapress/article/download/978-623-464-071-7/1117>
- Ratnaningsih, D. J., & Adam, F. F. (2024). Model Comparison of Vector Autoregressive Reshaped and Sarima in Seasonal Data (a Case Study of Tea Production in Pt Perkebunan Nusantara Viii Indonesia). *Media Statistika*, 16(2), 215–226. <https://doi.org/10.14710/medstat.16.2.215-226>
- Rizal, M., & Sri Utami Zuliana. (2023). Forecasting Using Sarima And Bayesian Structural Time Series Method For Range Seasonal Time. *Proceedings of The International Conference on Data Science and Official Statistics*, 2023(1), 382–391. <https://doi.org/10.34123/icdsos.v2023i1.402>
- Sartono. (2016). Pemodelan untuk Pengiriman Barang dengan Memanfaatkan Jasa Kereta Api di Jawa dan Sumatera. *Konferensi Nasional Penelitian Matematika Dan Pembelajarannya (KNMP I)*, Knmp I, 790–799. <https://proceedings.ums.ac.id/knmp/article/view/2569>
- Suryadi, S. (2019). Kinerja dan Peramalan Pertumbuhan Angkutan Kereta Api Menggunakan Model SARIMA. *Warta Penelitian Perhubungan*, 26(7), 381–392. <https://doi.org/10.25104/warlit.v26i7.922%0A>
- Susilawati, R., & Sunendiari, S. (2022). Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode Arima dan Grey System Theory. *Jurnal Riset Statistika*, 2(1), 1–12. <https://doi.org/10.29313/jrs.vi.603>