



## Pemodelan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) untuk Meramalkan Volume Angkutan Barang Kereta Api di Pulau Jawa Tahun 2021

Prizka Rismawati Arum<sup>1</sup>, Ine Fitriani<sup>2</sup>, Saeful Amri<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Muhammadiyah Semarang, Indonesia

DOI: <https://doi.org/10.26714/jodi>

### Info Artikel

*Sejarah Artikel:*

Disubmit 6 Agustus 2023

Direvisi 20 Mei 2024

Disetujui 30 Juni 2024

*Keywords:*

*Forecasting ; Rail freight transportation ; Time Series ;*

### Abstrak

Tujuan penelitian ini untuk meramalkan jumlah angkutan barang menggunakan kereta api di Pulau Jawa. Metode yang digunakan yakni pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan sumber data sekunder dari situs resmi Badan Pusat Statistik (bps.go.id). Hasil penelitian memberikan gambaran jika terdapat prediksi penurunan pada bulan November 2021, yang disertai oleh peningkatan pada periode berikutnya. Dalam upaya peramalan, digunakan model SARIMA(0,1,1)(0,2,0)<sub>12</sub>. Keputusan menggunakan model ini didasarkan pada parameter yang signifikan serta pemenuhan asumsi terkait residu white noise. Model ini dipilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC yang paling rendah dibandingkan dengan model SARIMA lain yang telah melalui uji diagnostik residual

### Abstract

*The purpose of this study is to predict the amount of goods transported by train on the island of Java. The method used is a quantitative approach by utilizing secondary data sources from the official website of the Central Bureau of Statistics (bps.go.id). The results of the study provide an illustration if there is a prediction of a decline in November 2021, which will be accompanied by an increase in the following period. In forecasting efforts, the SARIMA(0,1,1)(0,2,0)<sub>12</sub> model is used. The decision to use this model is based on significant parameters and fulfillment of assumptions related to white noise residue. This model was chosen as the best model because it has the lowest AIC value compared to other SARIMA models that have undergone residual diagnostic tests*

✉ Alamat Korespondensi:

E-mail: [prizka.rismawatiarum@unimus.ac.id](mailto:prizka.rismawatiarum@unimus.ac.id)

e-ISSN: 2988 - 2109

## PENDAHULUAN

Salah satu faktor terpenting dalam suatu negara adalah transportasi. Lalu lintas bahkan menopang kehidupan ekonomi, pertahanan negara, keamanan, politik dan sosial budaya (Kadir, 2006). Kereta api merupakan transportasi jalan raya yang digunakan untuk perjalanan jauh, dipilih karena lajunya yang kencang dan juga untuk menghindari kemacetan. Selama ini kemacetan di jalan raya masih sering terjadi, terutama di kota besar. (Oktavia, 2018).

PT Kereta Api Indonesia (Persero) adalah salah satu unit usaha yang bertanggung jawab dalam memberikan pelayanan publik di bidang transportasi (Saleh, 2020). Selain berfungsi sebagai alat angkut penumpang, kereta api juga menyediakan layanan angkutan barang. Pada perkeretaapian, pengangkutan barang terutama meliputi pengadaan pengangkutan, pengangkutan barang dalam bentuk *container*, semen, pupuk dan bahan baku lainnya (Fitria & Sihombing, 2011). Ketersediaan jaringan infrastruktur kereta api mendukung sistem distribusi logistik nasional serta angkutan penumpang bervolume tinggi perkotaan dan antar perkotaan (Prasidi & Rifni, 2020). Menurut Utomo, potensi pasar angkutan kereta api lebih unggul dibandingkan moda transportasi lainnya (Utomo & Fanani, 2020).

Data jumlah barang transit dengan kereta api dapat dianggap sebagai data deret waktu. Data dikumpulkan secara berkala berdasarkan urutan kronologis. Analisis deret waktu dapat diterapkan untuk mempermudah pembuatan rencana di masa mendatang (Pramitasari & Nataliani, 2021). Dari data ini, analisis dapat dilakukan guna memprediksi keputusan di masa depan. (Lailani, 2017).

Judul penelitian ini adalah "Pemodelan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) untuk Meramalkan Volume Angkutan Kereta Api di Pulau Jawa Tahun 2021." Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan meramalkan volume angkutan kereta api di wilayah Jawa yang memiliki signifikansi karena wilayah tersebut memiliki distribusi dan persebaran kereta api yang penting dalam transportasi di Indonesia. Karena data yang digunakan bersifat musiman, metode SARIMA digunakan untuk analisisnya. SARIMA adalah metode yang mengembangkan ARIMA dengan penekanan terhadap pemodelan data dengan komponen musiman. Studi sebelumnya dengan tema sama telah dilakukan oleh Wahida Yanti (2015), yang juga menggunakan metode SARIMA untuk meramalkan data jumlah penumpang yang diangkut kereta api di pelabuhan kota Makassar. Penelitian tersebut menghasilkan ramalan menggunakan model  $(0,1,1)(1,1,0)_{12}$  yang menunjukkan puncak pertumbuhan penumpang selama bulan Juli 2015 dan tahun 2016 pada bulan Mei. Penelitian Wahida pun membuahkan hasil peningkatan jumlah penumpang yang terjadi pada setiap hari raya serta arus mudik lebaran (Daniel, 2015).

## METODE

### 2.1. Peramalan dan Deret Waktu

Peramalan adalah pendekatan kuantitatif untuk meramalkan peristiwa di masa mendatang berpacu pada informasi data terdahulu yang relevan. Metode ini bermanfaat saat ingin menganalisis dengan pendekatan analitis terhadap pola atau perilaku data masa lalu. Ini memungkinkan untuk pendekatan yang terstruktur, realistis, dan lebih andal. Namun, perlu diingat jika metode peramalan dapat memiliki ketidakakuratan. (Lestari, N, Wahyuningsih, 2012).

Deret waktu adalah data observasi yang terjadi berurutan dengan interval waktu tetap. Analisisnya digunakan untuk meramalkan kemungkinan struktur atau kondisi di masa depan berdasarkan pola probabilitas yang terlihat. Analisis ini membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih tepat berdasarkan perkiraan data di masa depan. (Rizki & Taqiyuddin, 2021). Dalam analisis deret waktu, grafik sering digunakan untuk memvisualisasikan tren atau perkembangan dari data. Ada empat jenis pola dalam model deret waktu:

1. Pola trend, Ini mengacu pada perubahan jangka panjang dalam data seiring berjalannya waktu. Pola ini bisa berupa kenaikan atau penurunan secara bertahap. Mengidentifikasi tren ini membantu dalam memahami perubahan jangka panjang dalam data dan dapat menjadi dasar untuk membuat prediksi tentang masa depan.

2. Pola musiman, ini terjadi ketika ada fluktuasi reguler dalam data yang terjadi dalam interval waktu tertentu.

3. Pola siklis, Ini adalah pola yang berulang dalam jangka waktu panjang. Pola siklik bisa terjadi dalam interval beberapa tahun, dan sering kali terkait dengan faktor-faktor ekonomi atau sosial yang beroperasi dalam siklus tertentu. Contohnya, siklus bisnis ekonomi yang dapat mengalami periode naik-turun dalam beberapa tahun.

4. Pola acak, mewakili fluktuasi yang tidak dapat dijelaskan oleh tren, musiman, atau siklik.

## 2.2. Stasioneritas

Suatu deret waktu dikatakan stasioner jika prosesnya tidak berubah terhadap waktu. Artinya nilai rata-rata terhadap waktu selalu tetap (Tantika et al., 2018). Kestasioneran terbagi jadi tiga, stasioner terhadap nilai tengah, terhadap ragam, dan terhadap Kovarian (Putri & Aghsilni, 2019).

## 2.3. Differencing

Differencing merupakan tindakan menghitung perbedaan atau selisih antara nilai-nilai observasi. Selanjutnya, selisih nilai ini dievaluasi untuk menentukan apakah data telah mencapai sifat stasioner. Jika data masih belum mencapai sifat stasioner, proses differencing akan diulang. Biasanya, penerapan differencing dilakukan sebanyak dua kali, mengingat data aktual biasanya belum memenuhi sifat stasioner setelah langkah pertama atau kedua.

## 2.4. Transformasi BoxCox

Kegunaannya untuk mengatur variansi dalam rangkaian data dan merupakan salah satu teknik yang dimanfaatkan untuk mengubah data yang memiliki variansi yang tidak stabil menjadi data yang memenuhi sifat stasioner terkait variansi (Hillmer & Wei, 1991). Dengan menerapkan transformasi ini, kita dapat mengartikan rangkaian data baru sebagai  $Z'_t$ .

$$Z'_t = \frac{z_t \lambda - 1}{\lambda} \quad (1)$$

## 2.5. Proses *White noise*

Sebuah proses  $\{\alpha_t\}$  dianggap sebagai white noise apabila data yang terdapat di dalamnya terdiri dari variabel acak yang tidak memiliki hubungan korelasi. Untuk mengidentifikasi apakah suatu proses adalah *white noise*, uji statistik yang sering digunakan untuk mengenali adanya autokorelasi adalah uji Ljung-Box dengan rumus:

$$Q = n(n+2) \sum \frac{(\hat{\rho}_k)^2}{n-k} \quad (2)$$

## 2.6. Auto Correlation Function(ACF)

ACF adalah penghitungan korelasi sendiri terhadap varians dan kovariansinya. Autokorelasi merupakan cara untuk memahami keterkaitan atau hubungan data yang sama dalam rentang waktu yang berbeda. Plot ACF berhasil mengidentifikasi sifat stasioneritas data. Berikut ini adalah bentuk persamaannya:

## 2.7. Partial Auto Correlation Function(PACF)

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_{t-k} - \bar{Y})^2}} \quad (3)$$

Autokorelasi parsial antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$  dinotasikan dengan  $\phi_{kk}$ . Diasumsikan  $Z_t$  adalah proses stasioner dengan mean nol, maka  $Z_{t+k}$  ini direpresentasikan sebagai model linier sebagai berikut:

$$z_{t+k} = \phi_{k1}z_{t+k-1} + \phi_{k2}z_{t+k-2} + \dots + \phi_{kk}z_t + \alpha_{t+k} \quad (4)$$

## 2.8. SARIMA

SARIMA ialah teknik peramalan deret waktu yang digunakan untuk data dengan fluktuasi musiman (Rifqi Fahrudin, 2020). Metode ini merupakan perkembangan dari model ARIMA. Dalam konteks ini, pola musiman dalam model ARIMA atau SARIMA bisa direpresentasikan sebagai ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)<sub>s</sub>, dengan "p, d, q" mewakili ordo Autoregressive, differencing, dan Moving Average untuk komponen non-musiman, "P, D, Q" mewakili ordo Autoregressive, differencing, dan Moving Average untuk komponen musiman, serta "s" menunjukkan jumlah periode dalam satu musim. Model SARIMA bisa direpresentasikan dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$\phi_p(B^s)\theta_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t \quad (5)$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

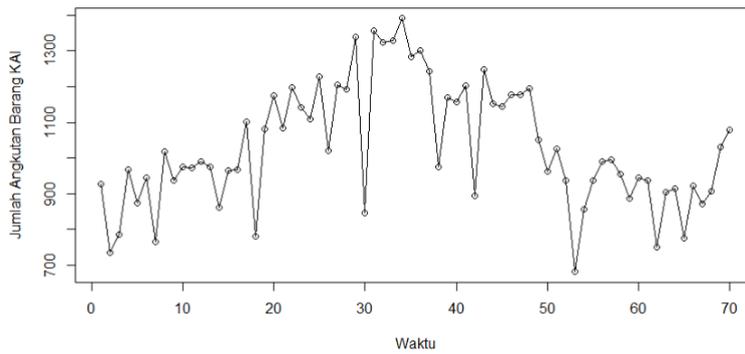
### 3.1 Data

Dalam kajian ini, kami memanfaatkan informasi sekunder yang didapat dari laman resmi Badan Pusat Statistik (bps.go.id). Data yang dipergunakan meliputi jumlah barang yang diangkut melalui transportasi kereta api di Pulau Jawa mulai dari Januari 2016 hingga Oktober 2021. Dibawah ini merupakan gambaran ringkas dari data tersebut yang menjadi fokus dalam penelitian kami.

Bulan	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Januari	927	974	1227	1243	1052	938
Februari	734	861	1021	975	963	749
Maret	785	966	1205	1169	1026	905
April	967	967	1193	1158	936	915
Mei	873	1101	1338	1203	681	775
Juni	945	781	846	895	856	921
Juli	766	1081	1357	1249	936	871
Agustus	1019	1176	1323	1152	991	907
September	936	1083	1330	1145	996	1031
Oktober	975	1197	1391	1177	956	1078
November	973	1143	1284	1177	887	
Desember	991	1110	1300	1194	944	

Gambar 1 Data Jumlah Barang Angkutan Kereta Api

### 3.2 Plot Time Series

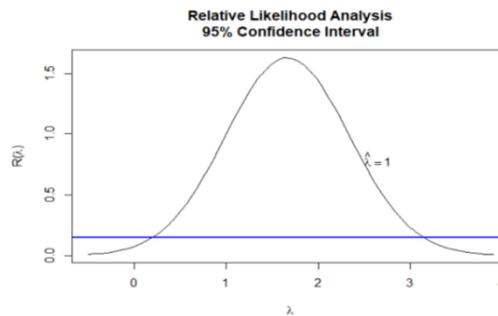


Gambar 2 Plot Data Jumlah Angkutan Barang

Dari ilustrasi yang diperlihatkan dalam Gambar 2 pada sub bab 3.2, dapat diamati jika data mengenai angkutan barang oleh KAI di Pulau Jawa menunjukkan karakteristik musiman, dengan fluktuasi naik-turun yang berulang dalam interval waktu tertentu. Selain itu, terlihat jika pola data tidak tetap di sekitar nilai rata-rata, mengindikasikan jika data tersebut tidak memiliki sifat stasioner.

### 3.3 Identifikasi Stasioneritas Data

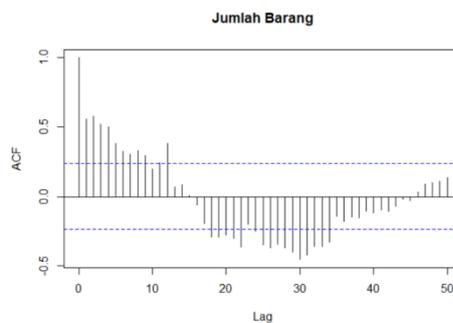
#### 3.3.1 Stasioneritas Ragam



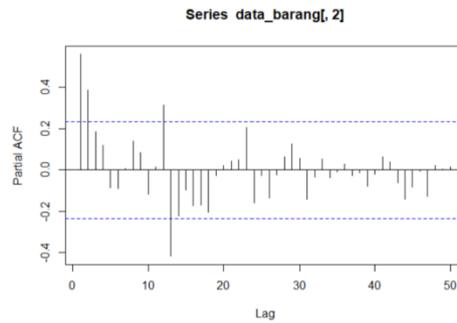
Gambar 3 Box-Cox Data Jumlah Angkutan Barang KAI

Dari visualisasi yang ditampilkan dalam Gambar 3 pada sub bab 3.3.1, dapat disimpulkan jika nilai yang diperoleh adalah satu, menunjukkan jika data telah mencapai sifat stasioner terhadap ragam. Oleh karena itu, langkah untuk melanjutkan ke transformasi Box-Cox tidak diperlukan.

#### 3.3.2 Stasioneritas Rata-Rata



**Gambar 4** Stasioneritas ACF



**Gambar 5** Stasioneritaas PACF

Terlihat adanya lebih dari 3 lag awal yang memiliki tingkat signifikansi, mengindikasikan jika data masih belum mencapai sifat stasioner terhadap rata-rata.

<i>P value</i>	0.5938
----------------	--------

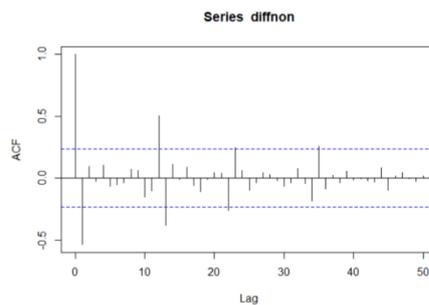
**Table 1** Uji ADF

Dengan demikian, dapat ditarik kesimpulan jika data tidak memiliki sifat stasioner terhadap rata-rata, sehingga diperlukan tindakan untuk mengatasi hal ini, yaitu dengan menerapkan differencing.

<i>P value</i>	0.03634
----------------	---------

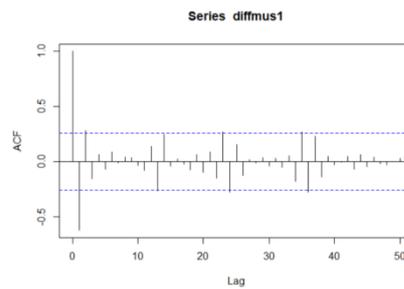
**Table 2** Uji ADF setelah 1x Differencing

Berdasarkan hasil ini, dapat diartikan jika data non musiman telah stasioner.



**Gambar 6** Plot ACF setelah Differencing

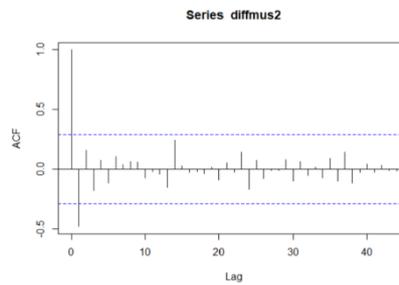
Dapat dilihat hanya lag pertama yang menunjukkan tingkat signifikansi, yang mengindikasikan jika data non musiman sebelumnya saat diuji dengan ADF telah mencapai sifat stasioner. Tetapi, masih ada tiga lag yang signifikan dengan interval 12, mengisyaratkan jika efek musiman belum mencapai sifat stasioner.



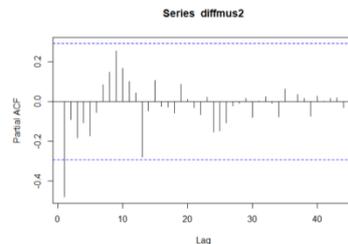
**Gambar 7** Plot ACF setelah 2x Differencing

Mengamati Gambar 7, dapat disimpulkan jika tidak ada lagi tiga atau lebih lag musiman yang menunjukkan tingkat signifikansi. Oleh karena itu, data dianggap memiliki sifat stasioner baik dalam hal non musiman maupun dalam konteks musiman.

### 3.4 Identifikasi Model



**Gambar 8** Identifikasi ACF



**Gambar 9** Identifikasi PACF

Dapat dilihat jika lag 1 dalam plot ACF menunjukkan tingkat signifikansi, yang mengindikasikan kecocokan dengan model MA(1) untuk komponen non musiman dengan ordo  $q = 1$ . Sementara itu, Gambar 9 menunjukkan dalam plot PACF jika lag 1 juga memiliki tingkat signifikansi, menandakan kesesuaian dengan model AR(1) untuk komponen non musiman dengan ordo  $p = 1$ . Berdasarkan penentuan ordo ini, tiga model dapat dihasilkan, yaitu:

- | <i>Model</i>                          |
|---------------------------------------|
| 1. SARIMA(1,1,1)(0,2,0) <sub>12</sub> |
| 2. SARIMA(1,1,0)(0,2,0) <sub>12</sub> |

3. SARIMA(0,1,1)(0,2,0)<sub>12</sub>

**Table 3** Identifikasi Model

**3.5 Estimasi dan Uji Signifikansi**

Model	Parameter	<i>P-Value</i>
(1,1,1)(0,2,0) <sub>12</sub>	AR 1	0.7774
	MA 1	0.0152
(1,1,0)(0,2,0) <sub>12</sub>	AR 1	0.00018
(0,1,1)(0,2,0) <sub>12</sub>	MA 1	4.466 x 10 <sup>-7</sup>

**Table 4** Uji Signifikansi Model

Berdasarkan tabel diatas maka hanya ada 2 model yang lolos uji signfikansi, yaitu model SARIMA (1,1,0)(0,2,0)<sub>12</sub> dan SARIMA (0,1,1)(0,2,0)<sub>12</sub>.

**3.6 Diagnostik Model**

Model	<i>p-value</i>
(1,1,0)(0,2,0) <sub>12</sub>	0.3125
(0,1,1)(0,2,0) <sub>12</sub>	0.3259

**Table 5** Uji *white noise*

Oleh karena itu, diambil kesimpulan jika model SARIMA(1,1,0)(0,2,0)<sub>12</sub> dan SARIMA(0,1,1)(0,2,0)<sub>12</sub> menunjukkan keberhasilan dalam menghasilkan residual yang bersifat *white noise*.

Model	<i>p-value</i>	Keterangan
(1,1,0)(0,2,0) <sub>12</sub>	0.008	Tidak berdistribusi normal
(0,1,1)(0,2,0) <sub>12</sub>	0.0005	Tidak berdistribusi normal

**Table 6** Uji *Jarque Berra*

Maka dapat disimpulkan dari teorema ini jika data memiliki distribusi yang mendekati normal.

**3.7 Pemilahan Model Terbaik**

Model	<i>Nilai AIC</i>
(1,1,0)(0,2,0) <sub>12</sub>	602.4252

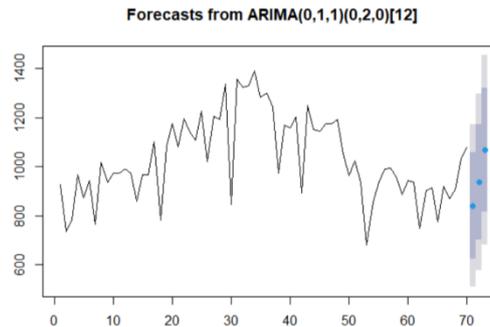
(0,1,1)(0,2,0)12	600.6674
------------------	----------

Table 7 Pemilahan Model

Terbaik

Maka dapat diartikan model terbaik yang terpilih adalah SARIMA(0,1,1)(0,2,0)12.

### 3.8 Peramalan



Gambar 10 Plot Peramalan

Bentuk persamaan yang terbentuk adalah sebagai berikut.:

$$Y_t = Y_{t-1} + 2(Y_{t-12} - Y_{t-13}) - Y_{t-24} + Y_{t-25} + 0.5816e_{t-1} + e_t \quad (6)$$

### KESIMPULAN

Hais yang didapat menunjukkan perkiraan penurunan pada bulan November 2021, yang diikuti dengan peningkatan pada periode berikutnya. Dalam rangka melakukan peramalan, model SARIMA(0,1,1)(0,2,0)12 digunakan. Model ini dianggap sebagai pilihan yang tepat karena memiliki parameter penting dan memenuhi asumsi mengenai residu white noise. Keputusan ini didukung oleh nilai AIC yang terendah di antara model SARIMA lain yang telah diuji melalui proses diagnostik residual.

Meskipun pandemi COVID-19 dan implementasi peraturan PPKM darurat berdampak pada penurunan jumlah penumpang, PT Kereta Api Indonesia berhasil mempertahankan stabilitasnya. Layanan angkutan barang tetap berjalan walaupun jumlah penumpang menurun. Berdasarkan hasil peramalan jumlah angkutan barang menggunakan kereta api di Pulau Jawa diperkirakan akan kembali meningkat. Meskipun terjadi penurunan sejak Oktober 2021, volume angkutan barang berpotensi naik karena mengikuti penurunan jumlah kasus COVID-19. Prediksi ini mengisyaratkan peningkatan permintaan terhadap jasa angkutan barang seiring pemulihan kondisi pandemi. Oleh karena itu, diharapkan hasil peramalan ini bisa jadi bahan pertimbangan.

### DAFTAR PUSTAKA

Daniel, D. (2015). No Title 空間像再生型立体映像の研究動向. *Nhk 技研*, 151, 10–17.

Fitria, Y., & Sihombing, A. (2011). *Penerapan Kebijakan Revitalisasi Perkeretaapian dan Implikasinya Terhadap Perekonomian Indonesia: Pendekatan Pengganda Social Accounting Matrix (Periode 2005 – 2010)*.

Hillmer, S. C., & Wei, W. W. S. (1991). Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods. *Journal of the American Statistical Association*, 86(413), 245. <https://doi.org/10.2307/2289741>

## Journal of Data Insights e-ISSN: vol.2 (1) (Juni 2024)

Kadir, A. (2006). Tranportasi : Peran dan Dampaknya Dalam Pertumbuhan Ekonomi Nasional. *Jurnal Perencanaan Dan Pengembangan Wilayah Wahana Hijau*, 1(3), 121–131.

Lestari, N, Wahyuningsih, N. (2012). Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model Sarima. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 1(1), 29–33.

Oktavia, S. R. (2018). *Jurnal teknik sipil*. 2(November).

Pramitasari, A. E., & Nataliani, Y. (2021). Perbandingan Clustering Karyawan Berdasarkan Nilai Kinerja Dengan Algoritma K-Means Dan Fuzzy C-Means. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 8(3). <http://jurnal.mdp.ac.id>

Prasidi, A., & Rifni, M. (2020). Kapasitas Infrastruktur dan Fasilitas pada Kereta Api Angkutan Barang dan Logistik. *Jurnal Logistik Indonesia*, 4(1), 32–38. <https://doi.org/10.31334/logistik.v4i1.871>

Putri, D. M., & Aghsilni. (2019). Estimasi Model Terbaik Untuk Peramalan Harga Saham PT. Polychem Indonesia Tbk Dengan Arima. *MAs Journal*, 1(1), 1–12.

Rizki, M. I., & Taqiyuddin, T. A. (2021). Penerapan Model SARIMA untuk Memprediksi Tingkat Inflasi di Indonesia. *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, 7(2), 62–72. <https://doi.org/10.24014/jsms.v7i2.13168>

Saleh, P. S. (2020). Demonopolisasi Pt. Kai (Persero) Dan Pt. Pelindo (Persero) Penguatan Sistem Ekonomi Demokrasi. *Mimbar Hukum - Fakultas Hukum Universitas Gadjah Mada*, 31(3), 309. <https://doi.org/10.22146/jmh.43140>

Tantika, H. N., Supriadi, N., & Anggraini, D. (2018). Metode Seasonal ARIMA untuk Meramalkan Produksi Kopi Dengan Indikator Curah Hujan Menggunakan Aplikasi R di Kabupaten Lampung Barat. *Matematika*, 17(2), 49–58. <https://doi.org/10.29313/jmtm.v17i2.3831>

Utomo, P., & Fanani, A. (2020). Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). *Jurnal Mahasiswa Matematika ALGEBRA*, 1(1), 169–178. <http://jurnalsaintek.uinsby.ac.id/mhs/index.php/algebra/article/view/6/6>

Lailani, P. (2017). Digital Digital Repository Repository Universitas Universitas Jember Jember Digital Digital Repository Repository Universitas Universitas Jember Jember. Jember: Putri Lailani.

Rifqi Fahrudin, I. D. (2020). PERAMALAN INFLASI MENGGUNAKAN METODE SARIMA DAN EXPONENTIAL SMOOTING. UNKOM: Rifqi Fahrudin, Irfan Dwiguna Sumitra.