

Peramalan Jumlah Penumpang Kapal di Pelabuhan Balikpapan dengan SARIMA

Nurhastivania Sohifatul Khoiriyah¹, Mega Silfiani^{2*}, Resti Novelinda³, Surya Muhammad Rezki⁴

²Statistika, Institut Teknologi Kalimantan
^{1,3,4}Matematika, Institut Teknologi Kalimantan
E-mail : megasilfiani@lecturer.itk.ac.id*

Diajukan 26 Oktober 2023 *Diperbaiki* 15 Desember 2023 *Diterima* 16 Desember 2023

Abstrak

Latar Belakang: Peramalan jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri di pelabuhan dalam negeri sangat penting untukantisipasi lonjakan penumpang.

Tujuan: Tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan model terbaik untuk peramalan jumlah kedatangan penumpang kapal.

Metode: Penelitian ini menggunakan metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). Data jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri di Pelabuhan Balikpapan dari Januari 2017 sampai dengan Desember 2021. Root mean absolute error (RMSE) digunakan untuk membandingkan akurasi peramalan.

Hasil: Model SARIMA yang dihasilkan untuk jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri di Pelabuhan Balikpapan yaitu SARIMA(1,0,0)(1,0,0)₁₂ dan SARIMA(1,0,0)(0,0,1)₁₂ dengan RMSE masing-masing sebesar 9442.62 dan 9608.54.

Kesimpulan: Model terbaik untuk peramalan jumlah kedatangan penumpang kapal di Pelabuhan Balikpapan adalah SARIMA(1,0,0)(1,0,0)₁₂.

Kata kunci: Jumlah Penumpang Kapal, Peramalan, RMSE, SARIMA.

Abstract

Background: Forecasting the number of domestic ship passenger arrivals at domestic ports is very important to anticipate a surge in passengers.

Objective: The purpose of this study is to obtain the best model for forecasting the number of ship passenger arrivals.

Methods: This study used the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) method. Data on the number of domestic shipping arrivals at Balikpapan Port from January 2017 to December 2021. Root means absolute error (RMSE) is used to compare forecasting accuracy.

Results: The SARIMA model produced for the number of domestic shipping arrivals at Balikpapan Port is SARIMA(1,0,0)(1,0,0)₁₂ and SARIMA(1,0,0)(0,0,1)₁₂ with RMSE of 9442.62 and 9608.54 respectively.

Conclusion: The best model for forecasting the number of shipping arrivals at Balikpapan Port is SARIMA(1,0,0)(1,0,0)₁₂.

Keywords : Forecasting, Number of Ship Passangers, RMSE, SARIMA

PENDAHULUAN

Indonesia sebagai negara kepulauan memiliki belasan ribu pulau (Arsy, 2021). Banyaknya pulau membuat pelabuhan di Indonesia menjadi sangat penting untuk memungkinkan mobilitas penduduk yang meningkat, terutama di daerah yang tidak dapat diakses melalui darat atau udara (Palilu, 2019). UU Nomor 17 Tahun 2008 tentang pelayaran menjelaskan bahwa pelabuhan adalah lokasi dengan batas yang jelas yang digunakan untuk kegiatan perdagangan dan pemerintahan. Kapal secara fisik dapat berlabuh di sini untuk memuat dan menurunkan orang dan kargo. Akibatnya, pelabuhan biasanya berbentuk terminal kapal dan tempat pemberhentian dengan fasilitas keselamatan dan keamanan serta kegiatan pendukung pelabuhan lainnya. Fungsi utama pelabuhan adalah untuk mendukung layanan penyeberangan antar provinsi, operasi yang terhubung dengan transportasi laut domestik dan internasional, transshipment curah dari kegiatan ini, dan berfungsi sebagai titik asal orang dan atau barang.

Pelabuhan Balikpapan merupakan salah satu pelabuhan terbesar di Indonesia (Malisan & Chisdijanto, 2018). Ada dua jenis pelabuhan di Kota Balikpapan: pelabuhan umum dan pelabuhan khusus. Pelabuhan Semayang, Pelabuhan Feri Kariangau, dan Pelabuhan Kampung Baru adalah contoh pelabuhan umum. Penyediaan jasa kepelabuhanan yang berkualitas diperlukan dalam upaya meningkatkan dan melayani industri angkutan laut secara lebih memadai. Dengan adanya Peraturan Menteri Perhubungan No. 119 Tahun 2015 tentang standar pelayanan penumpang angkutan laut yang meliputi pelayanan keamanan, ketertiban, keteraturan, kemudahan dan kesetaraan yang wajib disediakan dan dilaksanakan terminal penumpang. Maka pemerintah dan industri memerlukan proyeksi yang akurat dari volume penumpang yang tiba dengan penumpang kapal domestik untuk mengantisipasi lonjakan penumpang kapal. Oleh sebab itu, peramalan diperlukan untuk desain infrastruktur yang baik di bidang transportasi.

Deret waktu (*time series*) adalah jenis pengamatan yang berlangsung selama periode waktu tertentu, biasanya dengan interval waktu yang sama, atau model yang digunakan untuk memprediksi periode waktu mendatang menggunakan data historis. Data dari periode pengamatan saat ini dapat mencakup pengukuran harian, mingguan, bulanan, tahunan, dan bahkan per jam dalam beberapa kasus. Untuk memprediksi kedatangan penumpang kapal domestik di pelabuhan Balikpapan melalui jalur laut atau transit melalui pelabuhan, digunakan data yang cenderung mengikuti pola musiman, dengan menggunakan data bulanan dari lima tahun sebelumnya. karenanya, peramalan dianggap sebagai aplikasi yang baik untuk pendekatan SARIMA. Model SARIMA adalah varian dari model ARIMA yang menggabungkan komponen musiman dari pengamatan, atau lebih khusus lagi, pola pengamatan yang berulang dalam rentang waktu tertentu (Silfiani, Hayati, and Azka, 2023; Silfiani, 2023). Model ini melakukan peramalan kuantitatif berdasarkan metode deret waktu yang diterapkan pada kondisi data tertentu dengan hubungan yang stasioner terhadap nilai mean dan varians.

Beberapa penelitian peramalan jumlah penumpang kapal telah dilakukan. Misalnya, La Murdani & Nanlohy (2022) melakukan peramalan jumlah penumpang kapal di pelabuhan kota Ambon dan menghasilkan model ARIMA (2,1,3) dengan nilai MSE 355923344. Penelitian oleh Putri & Sofro (2022) dengan judul "Peramalan Jumlah Keberangkatan Penumpang penumpang kapal Dalam Negeri di Pelabuhan Tanjung Perak Menggunakan Metode ARIMA dan SARIMA" menghasilkan model ARIMA(1,1,1) dan SARIMA(1,1,1)(2,0,0)¹². Analisis tersebut memberikan kesimpulan bahwa ARIMA memiliki kinerja lebih baik dalam meramalkan jumlah penumpang kapal di Tanjung perak daripada SARIMA. Selain itu, Pratiwi et al. (2018) juga melakukan penelitian dengan judul "Peramalan Penumpang penumpang kapal dalam Negeri di Pelabuhan Tanjung Priok dengan Metode ARIMA Box-Jenkins Metode Variasi Kalender ARIMAX" dan memberikan kesimpulan bahwa metode variasi kalender ARIMAX memiliki kinerja lebih baik dalam akurasi peramalan daripada

Peramalan Jumlah Penumpang Kapal di Pelabuhan Balikpapan ...

metode ARIMA Box-Jenkins.

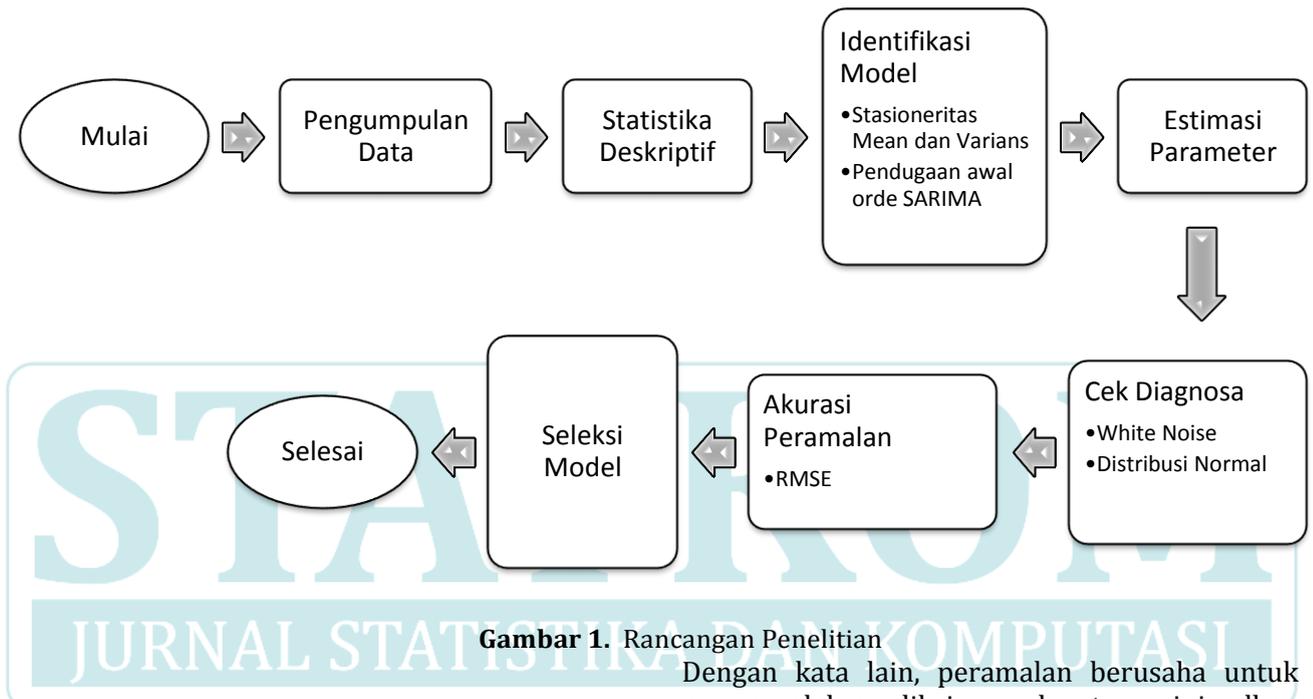
Dari uraian diatas maka dilakukan penelitian jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri pelabuhan Balikpapan menggunakan metode SARIMA dengan tujuan dilakukannya penelitian ini adalah untuk mengetahui jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri di pelabuhan Balikpapan. Dengan adanya peramalan ini diharapkan dapat membantu pemerintah dan industri

transportasi laut dalam menyiapkan sarana prasarana dan fasilitas yang memadai untuk penumpang kapal pelabuhan Balikpapan.

METODE

Desain Penelitian

Desain penelitian dalam pelaksanaan penelitian ini seperti dalam Gambar 1.



Gambar 1. Rancangan Penelitian

Subyek Penelitian

Data yang digunakan adalah data bulanan jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri pelabuhan Balikpapan tahun 2017-2021. Jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri pelabuhan Balikpapan jumlahnya tidak sama setiap bulannya, sehingga data membentuk pola musiman di setiap bulannya. Data ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari website Badan Pusat Statistika (BPS) atau www.bps.go.id.

Teknik Analisis Data.

Peramalan adalah seni atau teknik dengan melibatkan pengambilan data historis untuk memprediksi kejadian di masa mendatang melalui model sistematis (Rachman, 2018).

Dengan kata lain, peramalan berusaha untuk memperoleh prediksi yang dapat meminimalkan kesalahan ramalan, yang biasanya dikuantifikasi dengan ukuran akurasi peramalan.

Terdapat dua pendekatan secara umum menurut sifat dari jenis metode peramalannya, yakni teknik kualitatif, dan teknik kuantitatif (Bidangan et al., 2016). Teknik kualitatif pada peramalan dipakai pada kasus yang memiliki keterbatasan data historis, contohnya peramalan jumlah penjualan suatu produk baru. Sementara, untuk peramalan kuantitatif dalam memprediksi proyeksi kejadian di masa yang akan datang dapat memanfaatkan data historis dengan suatu teknik perhitungan. Peramalan ekonomi, perencanaan produksi, peramalan penjualan, dan kontrol stok adalah aplikasi umum untuk peramalan.

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average atau yang biasa disingkat SARIMA ialah metode peramalan *time series* dengan model yang berubah ubah (fluktuatif) dengan data berbentuk pola tren dan musiman (Silfiani, 2023; Silfiani,

Peramalan Jumlah Penumpang Kapal di Pelabuhan Balikpapan ...

Aprillia, and Fitriani, 2023). Oleh karena itu, SARIMA merupakan model yang baik pada situasi musiman, model ini juga merupakan pengembangan dari ARIMA.

Model SARIMA dapat dituliskan dengan $(p,d,q)(P,D,Q)^S$ di mana (p,d,q) ialah bagian dari model yang tidak musiman masing-masing

$$Z_t = \frac{\theta_q(B)\theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} N_t \quad (1)$$

di mana:

$\Phi_P(B^S) = 1 - \phi_1 B^S - \phi_2 B^{2S} - \dots - \phi_{P_1} B^{P_1 S}$ adalah komponen *autoregressive* musiman,

$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ adalah komponen *autoregressive* tidak musiman,

$(1-B)^d$ adalah komponen tren tidak musiman,

$(1-B^S)^D$ adalah komponen tren musiman

$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ adalah komponen *moving average* tidak musiman,

Z_t adalah jumlah penumpang kapal

$\theta_Q(B^S) = 1 - \theta_1 B^S - \theta_2 B^{2S} - \dots - \theta_{Q_1} B^{Q_1 S}$ adalah komponen *moving average* musiman

Ukuran akurasi dari suatu model SARIMA dalam penelitian ini menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*). RMSE memiliki persamaan seperti (3):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J (Z_j - \hat{Z}_j)^2}{J}} \quad (3)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Langkah awal yang dilakukan dalam peramalan menggunakan pendekatan Box-Jenkins adalah identifikasi model. Identifikasi model digunakan untuk memperoleh informasi awal mengenai pola data, stasioneritas dan pendugaan awal suatu orde SARIMA. Analisis statistika deskriptif dari data jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri Pelabuhan Balikpapan Januari 2017 hingga Desember 2021 dapat dilihat melalui Tabel 1.

Tabel 1. Statistika Deskriptif

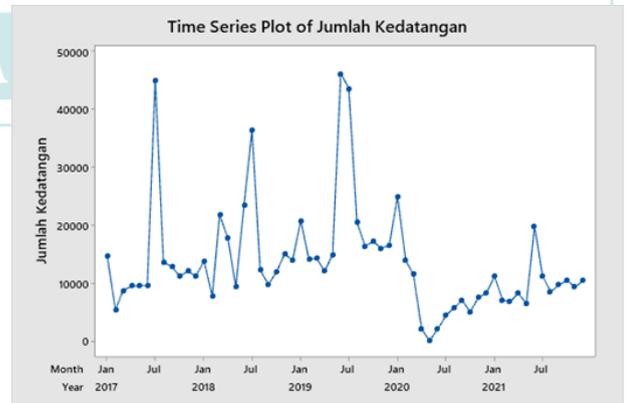
N	Mean	St. Dev	Maks	Min
60	13,717	9,414	95	46,213

Tabel 1 menunjukkan bahwa rata-rata data jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri Pelabuhan Balikpapan sebesar 13,717 penumpang per bulan. Standar deviasi menunjukkan nilai 9,414 penumpang per bulan. Sementara itu, diketahui nilai minimum sebesar 95 penumpang yang terjadi di bulan Juni 2020 akibat pandemi COVID 19 dan nilai maksimum menunjukkan

untuk *autoregressive*, *differencing* dan *moving average*, (P,D,Q) ialah bagian dari model yang musiman masing-masing untuk *autoregressive*, *differencing* dan *moving average* serta S adalah jumlah musimnya. Persamaan model SARIMA dapat dituliskan seperti pada persamaan (1)(Wei, 2006).

nilai sebesar 46,213 penumpang yang terjadi di bulan Juli 2019.

Setelah memperoleh informasi statistika deskriptif, prosedur selanjutnya adalah membangun *time series plot* data jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri Pelabuhan Balikpapan. *Time series plot* berguna untuk mengidentifikasi karakteristik data dan pola data deret waktu.

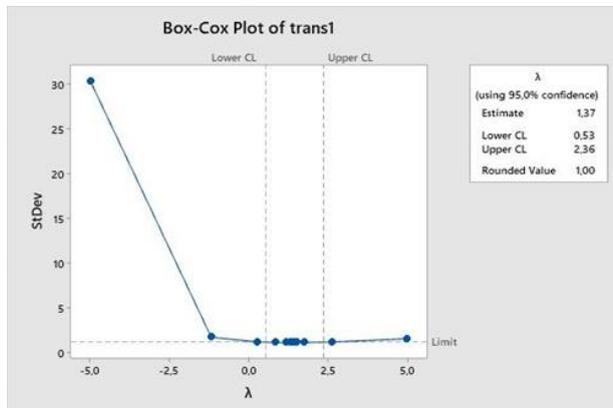


Gambar 2. Time series plot

Gambar 1 menunjukkan pola dari jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri Pelabuhan Balikpapan memiliki pola musiman dan tidak mengandung tren. Data jumlah kedatangan penumpang kapal berfluktuasi di angka 10.000-20.000 penumpang per bulannya dan menurun pada awal hingga pertengahan 2020 akibat pandemi COVID 19. Akan tetapi secara perlahan kemudian beranjak naik ke angka 10.000 penumpang per bulannya. Sementara itu, pola musiman terindikasi dari lonjakan yang konsisten terjadi pada

pertengahan tahun pada jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri di Pelabuhan Balikpapan, kecuali pada 2020.

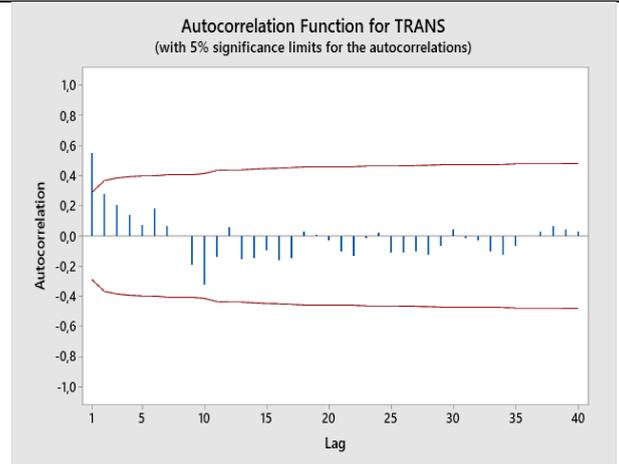
Setelah menganalisis *time series plot*, akan dilakukan evaluasi stasioneritas pada varians. Evaluasi stasioneritas pada varians dalam penelitian ini mengaplikasikan transformasi Box-Cox. Hasil analisis dari transformasi Box-Cox diperoleh $\lambda=0,50$. Sehingga bisa dikatakan data belum stasioner dalam varians. Hal itu terjadi karena *lower central limit* dan *upper central limit* 90% dari λ tidak memuat angka satu. Oleh karena itu, transformasi Box-Cox pada data harus dilakukan dengan memangkatkan nilai dari *rounded value* yang dihasilkan dari selang kepercayaan 90% yaitu dengan cara $Z_t^* = \sqrt{Z_t}$.



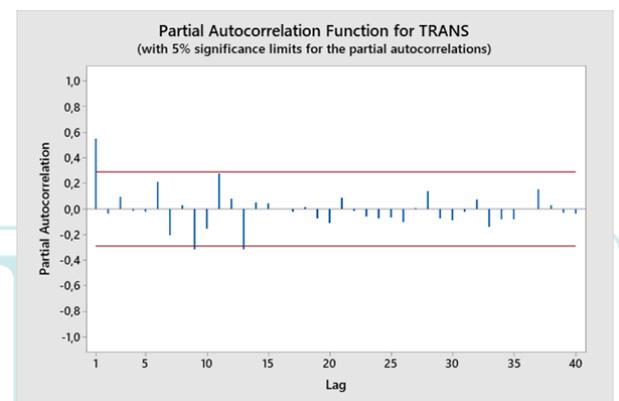
Gambar 3. Plot Box-Cox data transformasi

Setelah data ditransformasi dan diperoleh plot Box-Cox pada Gambar 3. Gambar 3 menunjukkan *rounded value* $\lambda=1$. Hal itu menunjukkan bahwa kini data telah stasioner dalam varians. Prosedur selanjutnya adalah identifikasi stasioner mean melalui plot dari *autocorrelation function* (ACF).

Gambar 4(a) menunjukkan pola ACF pada data memiliki pola *cut off* pada lag 1 kemudian *dies down* atau turun secara signifikan. Pola ACF tersebut menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam mean. Oleh karena itu, dapat dilanjutkan dengan analisis selanjutnya yaitu menduga orde SARIMA dari ACF dan PACF pada Gambar 4.



(a)



(b)

Gambar 4. (a) ACF dan (b) PACF

Gambar 4(a) dan 4(b) menggambarkan pola yang hampir sama yaitu *cut off* pada lag 1 kemudian menurun secara signifikan. Walaupun pada PACF (Gambar 4b) terdapat lag yang tampak *cut off* pada lag 9, 11 dan 13. Model dugaan SARIMA berdasarkan pola ACF dan PACF adalah SARIMA (1,0,0) (1,0,0)¹², SARIMA (1,0,0) (0,0,1)¹², SARIMA (0,0,1) (1,0,0)¹² dan SARIMA (0,0,1) (0,0,1)¹². Untuk memastikan orde (p,d,q) (P,D,Q)^s SARIMA yang sesuai maka perlu melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter koefisien SARIMA.

Conditional least square diaplikasikan ke dalam penelitian ini sebagai metode untuk mengestimasi parameter model SARIMA. Setelah melakukan estimasi parameter selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter. Dari keempat model dugaan SARIMA yang memenuhi asumsi signifikansi parameter adalah seperti pada Tabel 2.

Peramalan Jumlah Penumpang Kapal di Pelabuhan Balikpapan ...

Tabel 2. Uji Signifikansi Parameter

Model	Parameter	P-value
SARIMA (1,0,0)(1,0,0) ¹²	ϕ_1	<0,0001
	Φ_1	0,0017
SARIMA (1,0,0)(0,0,1) ¹²	θ_1	0,0114
	ϕ_1	<0,0001

Tabel 2 menunjukkan bahwa model SARIMA yang memenuhi uji signifikansi parameter adalah SARIMA (1,0,0) (1,0,0)¹² dan SARIMA (1,0,0) (0,0,1)¹². Kedua model tersebut menunjukkan bahwa semua parameter telah signifikan dengan taraf signifikansi $\alpha=5\%$ di mana tolak H_0 sehingga parameter model tersebut tidak sama dengan nol.

Setelah dilakukan estimasi parameter, tahap selanjutnya dilakukan uji asumsi residual yang akan ditunjukkan pada *white noise* dan uji residual berdistribusi normal. Evaluasi *white noise* pada residual mengadopsi uji L-jung-Box dengan hipotesis berikut:

$$H_0: \rho_1 = \dots = \rho_K = 0$$

$$H_1: \text{min ada satu } \rho_k (k = 1, 2, \dots, K) \neq 0$$

Tabel 3. Uji Ljung-Box

Model	Sampai lag	P-value
SARIMA (1,0,0)(1,0,0) ¹²	6	0,3270
	12	0,4625
	18	0,4880
	24	0,7515
SARIMA (1,0,0)(0,0,1) ¹²	6	0,1980
	12	0,3485
	18	0,4224
	24	0,5895

Tabel 4 memperlihatkan bahwa masing-masing model telah memenuhi asumsi *white noise* residual. Hal itu diindikasikan bahwa *p-value* pada barisan lag untuk masing-masing model memiliki nilai > taraf signifikansi $\alpha=5\%$. Sehingga autokorelasi pada masing-masing lag sama dengan nol atau bisa dikatakan sebagai residual telah independen. Langkah selanjutnya adalah evaluasi distribusi normal pada residual. Uji distribusi normal Kolmogorov Smirnov diaplikasikan ke dalam penelitian ini. Hasil evaluasi uji distribusi normal Kolmogorov-Smirnov ditampilkan seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Uji Distribusi Normal

Model	P-value
SARIMA (1,0,0)(1,0,0) ¹²	0,0960
SARIMA (1,0,0)(0,0,1) ¹²	0,1180

Tabel 4 menunjukkan bahwa residual model telah memenuhi asumsi distribusi normal pada taraf signifikansi $\alpha=5\%$. Setelah seluruh asumsi dalam residual memenuhi maka dilakukan seleksi pemilihan model terbaik. Model terbaik adalah model yang memiliki RMSE terkecil.

Tabel 5 menunjukkan bahwa model terbaik untuk peramalan jumlah penumpang kapal di Balikpapan adalah SARIMA (1,0,0)(1,0,0)¹² berdasarkan RMSE yang terkecil

Tabel 5. Ukuran Akurasi Model

Model	P-value
SARIMA (1,0,0)(1,0,0) ¹²	9442,6 2
SARIMA (1,0,0)(0,0,1) ¹²	9608,5 4

PENUTUP

Kesimpulan

Model terbaik untuk meramalkan jumlah kedatangan penumpang kapal dalam negeri di Pelabuhan Balikpapan yaitu SARIMA(1,0,0)(1,0,0)¹² dan peramalan jumlah kedatangan penumpang kapal di Pelabuhan Balikpapan mengalami peningkatan dibandingkan dengan tahun sebelumnya yaitu pada bulan September 2022.

Saran

Adapun saran yang pada penelitian ini yaitu dengan memperbanyak data time series serta mencari metode lain yang bisa memprediksi jumlah kedatangan penumpang kapal dengan akurasi yang rendah.

DAFTAR PUSTAKA

- Arsy, M. F. (2021). Kebijakan maritim dalam menunjang keselamatan dan keamanan transportasi laut. *Sensistek: Riset Sains Dan Teknologi Kelautan*, 56-59. <https://doi.org/10.62012/sensistek.v4i1.19406>

- Bidangan, J., Purnamasari, I., & Hayati, M. N. (2016). Perbandingan peramalan metode double exponential smoothing satu parameter brown dan metode double exponential smoothing dua parameter holt. *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, 4(1). <https://doi.org/10.26714/jsunimu.s.4.1.2016.%25p>
- La Murdani, A. I., & Nanlohy, Y. W. A. (2021). IMPLEMENTASI MODEL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) UNTUK PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KAPAL LAUT DI PELABUHAN AMBON. *VARIANCE: Journal of Statistics and Its Applications*, 3(2), 81-90. <https://doi.org/10.30598/variancevol3iss2page81-90>
- Malisan, J., & Chisdijanto, I. H. (2017). Analisis Tingkat Pelayanan Terminal Penumpang Pelabuhan Balikpapan. *Jurnal Penelitian Transportasi Laut*, 19(2), 76-87. <https://doi.org/10.25104/transla.v19i2.346>
- Palilu, A. (2018). Analisis Pengaruh Pembangunan Infrastruktur Transportasi Terhadap Produk Domestik Regional Bruto Kota Ambon. *Jurnal Buletin Studi Ekonomi*, 2. <https://doi.org/10.24843/BSE.2018.v23.i02.p06>
- Pratiwi, A., Safitri, D., & Warsito, B. (2018). PERAMALAN PENUMPANG PELAYARAN DALAM NEGERI DI PELABUHAN TANJUNG PRIOK DENGAN METODE ARIMA BOX-JENKINS DAN METODE VARIASI KALENDER ARIMAX. *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, 6(1). <https://doi.org/10.26714/jsunimu.s.6.1.2018.%25p>
- Putri, S., & Sofro, A. (2022). Peramalan jumlah keberangkatan penumpang pelayaran dalam negeri di pelabuhan Tanjung Perak menggunakan metode ARIMA dan SARIMA. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 10(1), 61-67. <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v10n1.p61-67>
- Rachman, R. (2018). Penerapan metode moving average dan exponential smoothing pada peramalan produksi industri garment. *Jurnal Informatika*, 5(2), 211-220. <https://doi.org/10.31294/ji.v5i2.3309>
- Silfiani, M. (2023). MODEL GABUNGAN (ANSAMBEL) SARIMA DAN JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK PERAMALAN BEBAN LISTRIK. *VARIANCE: Journal of Statistics and Its Applications*, 5(2), 193-200. <https://doi.org/10.30598/variancevol5iss2page193-200>
- Silfiani, M., Aprillia, H., & Fitriani, Y. (2023, July). Comparing Various Combined Techniques at Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) for Electrical Load Forecasting. In *2023 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA)* (pp. 376-381). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISITIA59021.2023.10221130>
- Silfiani, M., Hayati, F. N., & Azka, M. (2023). Application of Double Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (DSARIMA) for Stock Forecasting. *Jurnal Statistika dan Komputasi*, 2(1), 12-19. <https://doi.org/10.32665/statkom.v2i1.1594>
- Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis - Univariate and Multivariate Methods*, Second edition. Pearson Addison Wesley, Boston.