



# Peramalan Jumlah Penumpang Kapal Laut di Pelabuhan Melonguane Kabupaten Kepulauan Talaud Menggunakan Metode SARIMA

Regina Riung<sup>a</sup>, Nelson Nainggolan<sup>a\*</sup>, Yohanes A. R. Langja<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, UNSRAT, Indonesia

## KATA KUNCI

SARIMA  
 Penumpang  
 Pelabuhan  
 Melonguane

## ABSTRAK

Metode *Seasonal* ARIMA merupakan metode ARIMA yang digunakan untuk menyelesaikan *time series* musiman. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model peramalan jumlah penumpang kapal laut di pelabuhan Melonguane kabupaten Kepulauan Talaud menggunakan metode SARIMA. Data yang diambil dalam penelitian ini adalah data sekunder dari kantor Unit Penyelenggara Pelabuhan Kelas III Pelabuhan Melonguane, Kabupaten Kepulauan sebanyak 60 data. Dengan hasil peramalan jumlah kedatangan pada tahun 2024 yaitu, Januari 16.955, Februari 14.324, Maret 18.601, April 18.050, Mei 17.884, Juni 16.861, Juli 19.593, Agustus 18.340, September 18.148, Oktober 19.696, November 18.692, dan Desember 21.380 Penumpang. Dengan hasil peramalan jumlah keberangkatan pada tahun 2024 yaitu, Januari 26.847, Februari 23.242, Maret 28.021, April 24.003, Mei 24.041, Juni 25.095, Juli 26.309, Agustus 25.006, September 25.565, Oktober 25.221, November 24.130, dan Desember 24.950 Penumpang.

## KEYWORDS

SARIMA  
 Passenger  
 Melonguane Port

## ABSTRACT

The *Seasonal* ARIMA method is an ARIMA method used to complete seasonal time series. This research aims to determine a forecasting model for the number of ship passengers at Melonguane port, Talaud Island Regency using the SARIMA method. The data taken in this research is secondary data taken from the class 3 port management unit office of Melonguane Port, Talaud Islands Regency, totaling 60 data. With the results of forecasting the number of arrivals in 2024, namely Januari 16.955, February 14.324, March 18.601, April 18.050, May 17.884, June 16.861, July 19.593, August 18.340, September 18.148, October 19.696, November 18.692, and Desember 21.380 passenger. With the results of forecasting the number of departures in 2024, namely Januari 26.847, February 23.242, March 28.021, April 24.003, May 24.041, June 25.095, July 26.309, August 25.006, September 25.565, October 25.221, November 24.130, dan Desember 24.950 passenger.

## TERSEDIA ONLINE

01 Agustus 2024

## Pendahuluan

Salah satu elemen yang sangat penting dalam suatu negara adalah transportasi, bahkan transportasi merupakan penunjang kehidupan ekonomi, pertahanan keamanan, politik hingga sosial budaya (Utomo & Fanani, 2020). Transportasi laut selain menjadi simpul konektivitas antar pulau juga merupakan penghubung serta menjadi urat nadi yang mendorong pertumbuhan ekonomi nasional di seluruh pelosok Indonesia. Arus transportasi laut yang ramai juga terjadi di pelabuhan laut

Melonguane. Permasalahan yang sering di hadapi oleh pihak di pelabuhan Melonguane yaitu terjadinya lonjakan jumlah penumpang kapal di hari libur dan hari-hari besar keagamaan, seperti pada hari libur natal dan tahun baru yang menimbulkan tantangan dalam mengelola transportasi kapal laut tersebut.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), dan apabila data jumlah penumpang menunjukkan adanya pola musiman maka model yang digunakan yaitu *Seasonal Autoregressive Moving Average* (SARIMA). Dengan demikian, penelitian ini akan memberikan

\*Corresponding author:

Email address: n-nelson@unsrat.ac.id

Published by FMIPA UNSRAT (2024)

kontribusi positif dalam membantu pemerintah daerah dan industri dalam menentukan kebijakan untuk mempersiapkan dan mengelola tempat, menyiapkan sarana prasarana yang memadai, menyiapkan fasilitas pelayanan yang baik untuk mengantisipasi kenaikan dan penurunan jumlah penumpang.

**Material dan Metode**

**Pelabuhan Laut Melonguane**

Pelabuhan Melonguane adalah sebuah pelabuhan rakyat kelas 3 yang berada di kota Melonguane, Kabupaten Kepulauan Talaud, Sulawesi Utara. Selain menjadi pelabuhan kapal cepat atau kapal motor dan kapal sabuk nusantara, Pelabuhan Melonguane juga melayani kebutuhan logistik seperti pengiriman barang, cargo, kirim kendaraan motor / mobil dan lainnya.

**Forecasting**

Peramalan yaitu memperkirakan besarnya atau jumlah sesuatu pada waktu yang akan datang berdasarkan data pada masa lampau yang di analisis secara ilmiah dengan menggunakan metode statistika (Tambuwun *et al.*, 2023). Peramalan dibuat untuk meminimumkan pengaruh ketidakpastian.

**Analisis Deret dan Waktu**

Analisis deret waktu merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data pada masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu, yang disebut data *time series* (Tambuwun *et al.*, 2023).

Stasioner juga diperlukan dalam analisis deret waktu untuk mengurangi atau meminimalkan kesalahan pada model peramalan. Model yang stasioner diasumsikan sebagai proses yang tetap dalam kesetimbangan dengan sifat yang tidak berubah dari waktu ke waktu atau dengan kata lain nilai rata-rata dan ragamnya konstan (Suwandi, 2021).

Suatu pengujian sederhana stasioneritas data dapat dilakukan dengan menggunakan fungsi autokorelasi (*Autocorrelation Function*, ACF). Koefisien ini menunjukkan keeratan hubungan antara nilai variabel yang sama tetapi pada waktu yang berbeda. Hubungan autokorelasi dengan lag-nya dinamakan fungsi autokorelasi. Rumus fungsi autokorelasi menurut Mendome (2016) adalah sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{T-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \tag{1}$$

Dimana:

- $\hat{\rho}_k$  = koefisien korelasi lag-k
- $\bar{Z}$  = rata-rata observasi

Autokorelasi parsial disingkat PACF digunakan untuk mengatur tingkat keeratan antara  $Z_t$  dan  $Z_{t-k}$  apabila pengaruh dari lag 1, 2, 3, ..., dan seterusnya sampai  $k-1$  dianggap terpisah. Menurut Mendome (2016), rumus PACF adalah sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \tag{2}$$

Dimana:

$\hat{\phi}_k$  = nilai autokorelasi parsial lag ke-k

**Model Seasonal ARIMA**

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) merupakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang digunakan untuk menyelesaikan pemodelan data *time series* yang diindikasikan terdapat pola musiman, yang terdiri dari dua bagian yaitu bagian tidak musiman (non-musiman) dan bagian musiman.

Secara umum model SARIMA dapat dinotasikan sebagai berikut (Suwandi, 2021):

$$\text{ARIMA}(p, d, q)(P, D, Q)^S$$

dengan :

$(p, d, q)$  = bagian non-musiman dari model

$(P, D, Q)$  = bagian musiman dari model

$S$  = jumlah periode per musiman

Persamaannya dapat ditulis sebagai berikut (Suwandi, 2021):

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\varepsilon_t \tag{3}$$

dengan  $Z_t$  = nilai variabel  $Z$  waktu ke- $t$

$\phi_p(B)$  = komponen AR non musiman

$\Phi_P(B^S)$  = komponen AR musiman

$\theta_q(B)$  = komponen MA non musiman

$\Theta_Q(B^S)$  = komponen MA musiman

$\varepsilon_t$  = nilai *error* periode ke- $t$

**Uji diagnostik**

Uji diagnostik digunakan untuk mengevaluasi kualitas model dan memverifikasi apakah model memenuhi asumsi yang dibutuhkan. Pemeriksaan diagnostik dalam analisis deret waktu meliputi uji asumsi independensi residual (*white noise*) dan uji normalitas residual. Model dinyatakan layak jika nilai residualnya memenuhi uji asumsi *white noise* dan normalitas residual.

**Pemilihan Model Terbaik**

Salah satu kriteria yang digunakan untuk mengukur kebaikan model dari parameter model yang digunakan adalah AIC (*Akaike Information Criterion*). Semakin kecil nilai AIC, maka semakin baik model tersebut.

Salah satu kriteria untuk membuktikan nilai ketepatan atau tingkat akurasi dari suatu model yang akan digunakan dalam peramalan ialah MAPE. Semakin kecil nilai MAPE yang didapatkan oleh suatu model maka semakin baik. Berikut adalah persamaan yang digunakan untuk mencari nilai MAPE (Kurnia, 2022) :

$$\text{MAPE} = \left( \frac{100\%}{n} \right) \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t} \tag{4}$$

Dimana:  $Z_t$  = data aktual pada waktu  $t$

$\hat{Z}_t$  = data hasil prediksi pada waktu  $t$

**b. Metode Penelitian**

**Jenis dan Sumber Data**

Penelitian ini menggunakan data sekunder dan data primer yang diperoleh dari Kantor Unit Penyelenggara Pelabuhan Kelas III Pelabuhan

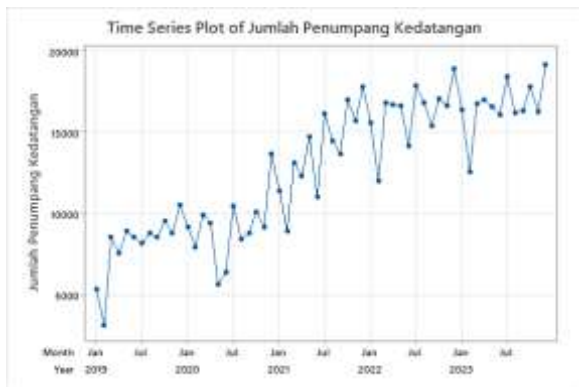
Melonguane, Kabupaten Kepulauan Talaud. Data yang diambil dalam penelitian ini berkaitan dengan data jumlah penumpang kapal laut di Pelabuhan Melonguane selama periode dari bulan Januari 2019 hingga bulan Desember 2023.

**Waktu Penelitian**

Penelitian dilaksanakan mulai bulan Desember 2023 sampai dengan bulan Mei 2024.

**Hasil dan Pembahasan**

Berdasarkan plot data jumlah penumpang baik kedatangan dan keberangkatan di Pelabuhan Melonguane yang di analisis dari Januari 2019 sampai Desember 2023 dapat dilihat pada grafik yang disajikan pada gambar 1 dan gambar 2:



Gambar 1. Time Series Plot data jumlah penumpang kedatangan kapal laut di Pelabuhan Melonguane



Gambar 2. Time Series Plot data jumlah penumpang keberangkatan kapal laut di Pelabuhan Melonguane

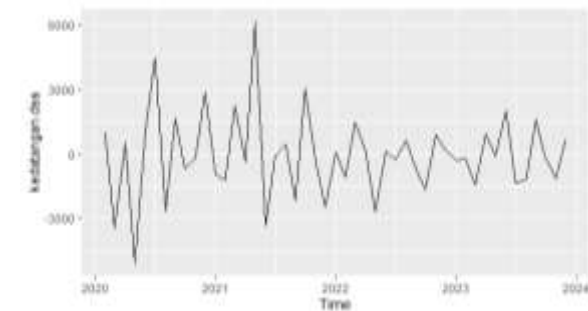
Pada Gambar 1 dan Gambar 2 menunjukkan bahwa data mengandung pola musiman (*seasonal*), dilihat dari beberapa grafik yang berulang disetiap tahunnya, dan yaitu pada kedatangan dibulan Desember dan pada keberangkatan dibulan Februari memiliki jumlah penumpang terbanyak.

Berdasarkan plot data pada Gambar 1 dan Gambar 2 data yang digunakan pada penelitian ini sudah stasioner terhadap variansi dan belum stasioner terhadap mean. Pada Plot ACF dan PACF jumlah penumpang kedatangan dan keberangkatan memperlihatkan terjadi autokorelasi pada data, dimana adanya lag yang melebihi garis signifikansi baik itu lag musiman maupun lag nonmusiman. Dan juga berdasarkan nilai uji ADF didapatkan nilainya > 5% sehingga dapat disimpulkan bahwa data belum

stasioner dalam mean sehingga perlu dilakukan *differencing* terhadap nonmusiman dan musimannya.

Pada data jumlah kedatangan, setelah dilakukan *differencing* pertama terhadap nonmusiman dan *differencing* pertama musiman, data sudah stasioner. Dan untuk jumlah penumpang keberangkatan, data dapat dikatakan stasioner setelah dilakukan *differencing* pertama nonmusiman dan *differencing* ketiga nonmusiman.

**Jumlah Penumpang Kedatangan**



Gambar 3. Plot Data Jumlah Penumpang Kedatangan Setelah Differencing 1 Non Musiman dan 1 Musiman

Gambar 3 merupakan plot data jumlah penumpang kedatangan setelah data dilakukan differencing pertama non musiman dan musiman.

Setelah dilakukan differencing, tahapan selanjutnya yaitu mengidentifikasi model dengan melihat grafik ACF dan PACF. Berdasarkan grafik ACF dan PACF yang didapat, maka kemungkinan model yang dapat digunakan ada 18 model. Dan setelah dilakukan uji signifikansi dan juga uji diagnostik model didapatkan ada 5 model yang dapat digunakan telampir pada Tabel 1.

Tabel 1. Model SARIMA Untuk Jumlah Penumpang Kedatangan Yang Memenuhi

Model	AIC	MAPE
SARIMA(0,1,1)(1,1,0) <sup>12</sup>	827,69	7,37808
SARIMA (1,1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	825,05	5,818272
SARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup>	829,26	7,394544
SARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup>	844,16	8,61285
SARIMA(0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	822,49	5,783134

Pada Tabel 1, model yang terpilih adalah SARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> dengan nilai AIC = 822,49 dan Nilai MAPE = 5,783134 dengan nilai akurasi 94,21687%. Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> menunjukkan bahwa MA(1) dan SMA(1) memiliki nilai *p* < 0,05. Hal ini menunjukkan model dapat digunakan.

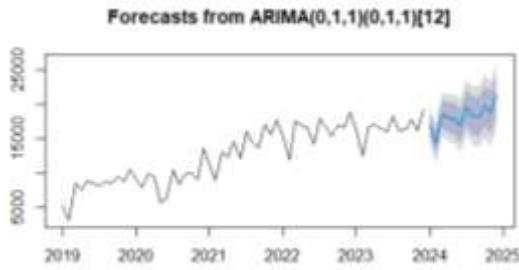
Jadi, model SARIMA untuk jumlah penumpang kedatangan adalah SARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> dengan persamaan:

$$(1 - B)(1 - B^{12})Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12})\epsilon_t$$

$$Z_t = \mu + Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} + \epsilon_t - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_1 \epsilon_{t-12} + \theta_1 \theta_1 Z_{t-13}$$

$$Z_t = -60,3 + Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} + \epsilon_t + 0,4956\epsilon_{t-1} + 1,0000\epsilon_{t-12} + 0,4956\epsilon_{t-13}$$

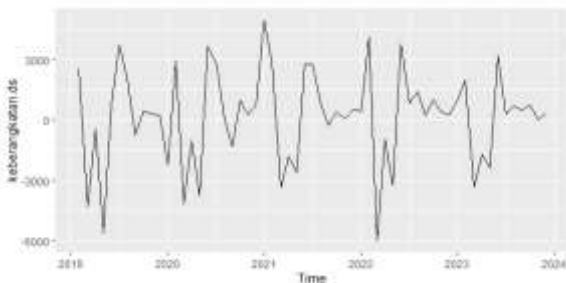
Grafik *Normal Probability Plot* yang didapat memperlihatkan bahwa residual mengikuti garis diagonal, yang berarti residual berdistribusi normal.



Gambar 4. Plot Peramalan Data Jumlah Penumpang Kedatangan

Dari hasil peramalan untuk tahun 2024 pada penumpang kedatangan yang dapat dilihat pada Tabel 4, jumlah penumpang terbanyak terjadi pada bulan Desember 2024 sebanyak 21.380 orang dan penumpang paling sedikit di bulan Februari 2024 sebanyak 14.324 orang.

**Jumlah Penumpang Keberangkatan**



Gambar 5. Plot Data Jumlah Penumpang Keberangkatan Setelah *Differencing* 1 Non Musiman dan 3 Musiman

Gambar 5 merupakan plot data jumlah penumpang kedatangan setelah data dilakukan differencing pertama non musiman dan musiman.

Berdasarkan grafik ACF dan PACF yang didapat, maka kemungkinan model yang dapat digunakan ada 16 model. Dan setelah dilakukan uji signifikansi dan juga uji diagnostik model didapatkan ada 2 model yang dapat digunakan telampir pada Tabel 2.

Tabel 2. Model SARIMA Untuk Jumlah Penumpang Keberangkatan Yang Memenuhi.

Model	AIC	MAPE
SARIMA (1,1,0)(0,3,0) <sup>12</sup>	467,51	5,668343
SARIMA (1,1,0)(0,3,1) <sup>12</sup>	468,67	5,745531

Dari Tabel 2, model yang terpilih adalah model SARIMA(1,1,0)(0,3,0)<sup>12</sup> karena mempunyai nilai AIC terkecil yaitu 467,51 dan Nilai MAPE = 5,668343 dengan nilai akurasi 94,33166%. Model SARIMA(1,1,0)(0,3,0)<sup>12</sup> menunjukkan bahwa AR(1) memiliki nilai  $p < 0,05$ . Hal ini menunjukkan model dapat digunakan.

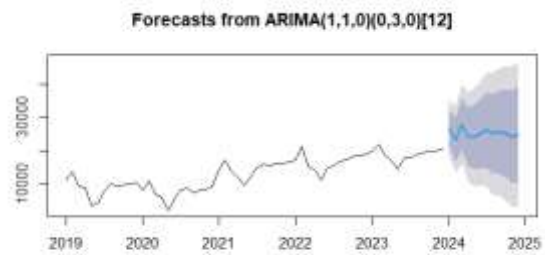
Jadi, model SARIMA untuk jumlah penumpang keberangkatan adalah SARIMA(1,1,0)(0,3,0)<sup>12</sup> dengan persamaan

$$(1 - \phi_1 B)(1 - B)(1 - B^{12})^3 Z_t = \varepsilon_t$$

$$Z_t = \mu + (1 + \phi_1)Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + 3Z_{t-12} - (3 + \phi_1)Z_{t-13} + 3\phi_1 Z_{t-14} - 3Z_{t-24} + (3 + 3\phi_1)Z_{t-25} - 3\phi_1 Z_{t-26} + Z_{t-36} + (1 - \phi_1)Z_{t-37} + \phi_1 Z_{t-38} + \varepsilon_t$$

$$Z_t = 677 + 0,6124Z_{t-1} - 0,3876Z_{t-2} + 3Z_{t-12} - 2,6124Z_{t-13} + 1,1628Z_{t-14} - 3Z_{t-24} + 1,8372Z_{t-25} - 1,1628Z_{t-26} + Z_{t-36} + 0,6124Z_{t-37} + 0,3876Z_{t-38} + \varepsilon_t$$

Grafik *Normal Probability Plot* yang didapat memperlihatkan bahwa nilai kolmogorov-smirnov  $> 0,05$ , yang berarti residual berdistribusi normal.



Gambar 6. Plot Peramalan Data Jumlah Penumpang Keberangkatan

Dari Gambar 6 dapat dilihat grafik hasil peramalan yang didapat untuk tahun 2024 pada jumlah penumpang keberangkatan didapatkan jumlah penumpang terbanyak terjadi di bulan Maret 2024 sebanyak 28.021 Orang, dan penumpang paling sedikit di bulan April 2024 sebanyak 24.003 Orang.

**Kesimpulan**

1. Model SARIMA terbaik dalam meramalkan jumlah penumpang kedatangan di pelabuhan Melonguane kabupaten Kepulauan Talaud adalah model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup>, dengan konstanta  $\mu = -60,3$ , koefisien MA (1) =  $-0,4956$ , dan koefisien SMA(12) =  $-1,0000$ . Persamaan yang di dapatkan untuk model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> adalah:
 
$$Z_t = -60,3 + Z_{t-1} + Z_{t-12} - Z_{t-13} + \varepsilon_t + 0,4956\varepsilon_{t-1} + 1,0000\varepsilon_{t-12} + 0,4956\varepsilon_{t-13}$$
2. Model SARIMA terbaik dalam meramalkan jumlah penumpang keberangkatan di pelabuhan Melonguane kabupaten Kepulauan Talaud adalah model SARIMA (1,1,0)(0,3,0)<sup>12</sup>, dengan konstanta  $\mu = 677$ , dan koefisien AR(1) =  $-0,3876$ . Persamaan yang di dapatkan untuk model SARIMA(1,1,0)(0,3,0)<sup>12</sup> adalah:
 
$$Z_t = 677 + 0,6124Z_{t-1} - 0,3876Z_{t-2} + 3Z_{t-12} - 2,6124Z_{t-13} + 1,1628Z_{t-14} - 3Z_{t-24} + 1,8372Z_{t-25} - 1,1628Z_{t-26} + Z_{t-36}$$

$$+0,6124Z_{t-37} + 0,3876Z_{t-38} + \varepsilon_t$$

3. Ramalan penumpang kedatangan kapal laut di pelabuhan Melonguane kabupaten Kepulauan Talaud bulan Januari 2024 sampai dengan bulan Desember 2024 berturut-turut adalah 16.955, 14.324, 18.601, 18.050, 17.884, 16.861, 19.593, 18.340, 18.148, 19.696, 18.692, dan 21.380 orang.
4. Ramalan penumpang keberangkatan kapal laut dipelabuhan Melonguane kabupaten Kepulauan Talaud bulan Januari 2024 sampai dengan bulan Desember 2024 berturut-turut adalah 26.847, 23.242, 28.021, 24.003, 24.014, 25.095, 26.309, 25.006, 25.565, 25.221, 24.130, dan 24.950 orang.

---

#### Daftar Pustaka

- Kurnia, N. 2022. Penerapan Peramalan Penjualan Sembako Menggunakan Metode Single Moving Average (Studi Kaus Toko Kelontong Dedeh Retail). *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, **8(17)**: 307-316.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. 2002. Metode Aplikasi dan Peramalan. Binarupa Aksara Publisher. Jakarta
- Mendome, K., Nainggolan, N., dan Kekenusa, J. 2016. Penerapan Model ARIMA Dalam Memprediksi Jumlah Tindak Kriminalitas di Wilayah POLRESTA Manado Provinsi Sulawesi Utara. *Jurnal MIPA UNSRAT Online*, **5 (2)**: 113-116.
- Suwandi, A.T. 2021. Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) Pada Peramalan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain (FTS-MC) [skripsi]. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Bandar Lampung.
- Tambuwun, P. F. A., Nainggolan, N. dan Langi, Y. A. R. 2023. Peramalan Banyaknya Penumpang Bandar Udara Internasional Sam Ratulangi Manado Dengan Metode *Winter's Exponential Smoothing* dan *Seasonal ARIMA*. *Jurnal d'Cartesian*, **12 (1)**: 15-20.
- Utomo, P. dan A. Fanani. 2020. Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). *Jurnal Mahasiswa Matematika ALGEBRA*, **1 (1)**: 169-178.