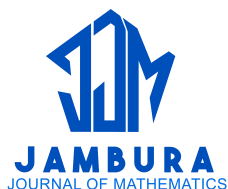


Perbandingan Metode ARIMA dan SARIMA Dalam Peramalan Jumlah Penumpang Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung

Aulia Febiola, dkk



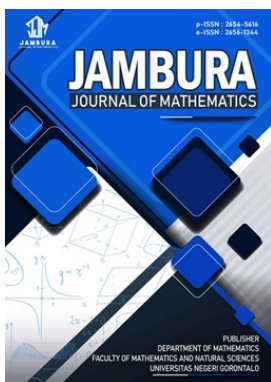
Volume 6, Issue 2, Pages 160–168, August 2024

Diterima 2 Mei 2024, Direvisi 5 Juli 2024, Disetujui 7 Juli 2024, Diterbitkan 1 Agustus 2024

To Cite this Article : A. Febiola dkk., “Perbandingan Metode ARIMA dan SARIMA Dalam Peramalan Jumlah Penumpang Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung”, *Jambura J. Math*, vol. 6, no. 2, pp. 160–168, 2024, <https://doi.org/10.37905/jjom.v6i2.25081>

© 2024 by author(s)

JOURNAL INFO • JAMBURA JOURNAL OF MATHEMATICS



	Homepage	:	http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/index
	Journal Abbreviation	:	Jambura J. Math.
	Frequency	:	Biannual (February and August)
	Publication Language	:	English (preferable), Indonesia
	DOI	:	https://doi.org/10.37905/jjom
	Online ISSN	:	2656-1344
	Editor-in-Chief	:	Hasan S. Panigoro
	Publisher	:	Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
	Country	:	Indonesia
	OAI Address	:	http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/oai
	Google Scholar ID	:	iWLjgaUAAAAJ
	Email	:	info.jjom@ung.ac.id

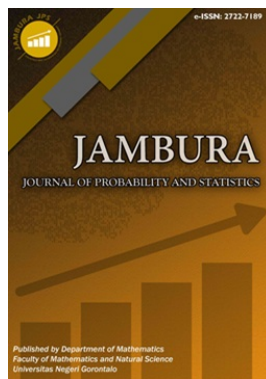
JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



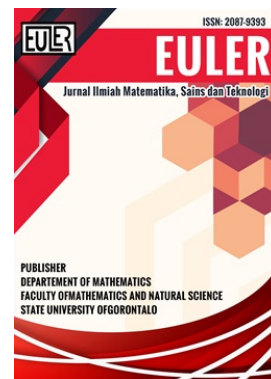
Jambura Journal of Biomathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Probability and Statistics



EULER : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains, dan Teknologi

Perbandingan Metode ARIMA dan SARIMA Dalam Peramalan Jumlah Penumpang Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung

Aulia Febiola¹, Amelia Dewi¹, Fatia Maura Fazarin¹, Fitri Ramadhani¹, Muhammad Akbar Khaffi¹, Ridho Akbar², dan Desy Yuliana Dalimunthe^{1,*}

¹Jurusan Matematika, Universitas Bangka Belitung, Bangka, Indonesia

²Badan Pusat Statistik Provinsi Kepulauan Bangka Belitung, Pangkalpinang, Indonesia

ARTICLE HISTORY

Diterima 2 Mei 2024

Direvisi 5 Juli 2024

Disetujui 7 Juli 2024

Diterbitkan 1 Agustus 2024

KATA KUNCI

ARIMA

SARIMA

Peramalan

Jumlah Penumpang

Bandara

KEYWORDS

ARIMA

SARIMA

Forecasting

Numbers of Passengers

Airport

ABSTRAK. Salah satu transportasi yang sering digunakan oleh masyarakat di Bangka Belitung untuk berpergian ke luar daerah adalah pesawat terbang. Dilihat dari data jumlah penumpang di dua bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung, jumlah penumpang pesawat terbang tertinggi yang berangkat ke luar daerah terdapat pada bulan April 2023 sebanyak 88.511 jiwa. Apabila terjadi peningkatan jumlah penumpang yang berlebihan maka akan berdampak pada kualitas tingkat pelayanan bandara dan terganggunya kestabilan lalu lintas penerbangan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan hasil peramalan jumlah penumpang di bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung untuk periode ke depan dengan menggunakan metode ARIMA dan SARIMA. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh metode terbaik untuk meramalkan jumlah penumpang di Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung adalah metode ARIMA dengan model terbaiknya yakni ARIMA (0,1,1). Secara umum, hasil peramalan jumlah penumpang di Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dari bulan Mei 2024 sampai dengan bulan April 2026 mengalami kenaikan jumlah penumpang secara terus menerus sampai bulan April 2026.

ABSTRACT. One of the transportation that is often used by people in Bangka Belitung to travel outside the area is airplanes. Judging from the data on the number of passengers at two airports in the Bangka Belitung Islands Province, the highest number of airplane passengers departing outside the region in April 2023 was 88,511 people. If there is an excessive increase in the number of passengers, it will have an impact on the quality of airport service levels and disrupt the stability of flight traffic. The purpose of this study is to compare the results of forecasting the number of passengers at the airport of Bangka Belitung Islands Province for the future period using the ARIMA and SARIMA methods. Based on the results of the analysis, the best method to forecast the number of passengers at the Bangka Belitung Islands Provincial Airport is the ARIMA method with the best model, namely ARIMA (0,1,1). In general, the results of forecasting the number of passengers at the Bangka Belitung Islands Provincial Airport from May 2024 to April 2026 will increase the number of passengers continuously until April 2026.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. [Editorial of JJoM](#): Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

1. Pendahuluan

Tidak dapat dipungkiri, transportasi memiliki peran penting dalam ranah ekonomi dan aktivitas sosial [1]. Salah satu transportasi yang sering digunakan oleh masyarakat di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung adalah pesawat terbang. Sampai sekarang ini, pesawat terbang masih dipandang sebagai sarana transportasi yang paling tepat untuk menghemat waktu dalam perjalanan dekat maupun jauh ke luar daerah dengan suasana yang nyaman [2]. Sekarang ini, berpergian menggunakan pesawat terbang telah tersedia beragam pilihan jenis maskapai bagi masyarakat sehingga menjadikan sarana transportasi satu ini semakin diminati [3].

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), Provinsi Kepulauan

Bangka Belitung memiliki dua akses transportasi udara yakni bandara Depati Amir di Kota Pangkalpinang dan bandara H. A. S. Hanandjoeddin di Kota Tanjung Pandan [4]. Dilihat dari data jumlah penumpang di dua bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung, jumlah penumpang pesawat terbang tertinggi yang berangkat ke luar daerah terdapat pada bulan April 2023 sebanyak 88.511 jiwa. Sedangkan jumlah penumpang tertinggi yang datang dari luar daerah Bangka Belitung dengan menggunakan pesawat terbang terdapat pada bulan Juli 2023 sebanyak 94.277 jiwa.

Apabila terjadi peningkatan jumlah penumpang yang berlebihan maka akan berdampak pada kualitas tingkat pelayanan bandara dan dapat menyebabkan kestabilan lalu lintas penerbangan menjadi terganggu yang berujung pada keterlambatan penerbangan (*delay*) [5]. Sedangkan saat terjadi penurunan akan menyebabkan kerugian [6]. Maka dari itu, perlu dilakukan pera-

*Penulis Korespondensi.

malan jumlah penumpang pesawat terbang di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. Hal ini dilakukan untuk mengantisipasi kenaikan jumlah penumpang pesawat terbang di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dengan harapan dapat membantu pihak pengelola bandara untuk mengambil kebijakan atau keputusan tertentu terkait pengelolaan bandara.

Peramalan biasanya dilakukan untuk mengurangi ketidakpastian terhadap sesuatu yang akan terjadi di masa yang akan datang [7]. Peramalan merupakan upaya yang dilakukan untuk memperoleh suatu gambaran umum (memprediksi) mengenai apa yang akan terjadi dimasa yang akan datang [8]. Peramalan merupakan langkah yang tepat dalam hal perencanaan yang efektif dan efisien [9]. Walaupun demikian, untuk meramalkan sesuatu perlu menggunakan metode yang tepat dan sesuai. Dalam menunjang penggunaan peramalan yang semakin luas, maka telah dikembangkan beberapa teknik peramalan sesuai situasi peramalan yang beragam, faktor yang menentukan, dan berbagai tipe pola data [1]. Salah satu tipe pola data yakni data *time series* yang merupakan serangkaian data yang tersusun berdasarkan waktu [10]. Maka dari itu, data *time series* sering juga disebut sebagai data runtun waktu.

Pada umumnya, untuk melakukan peramalan pada data runtun waktu dapat digunakan beberapa metode diantaranya adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), *Exponential Smoothing*, *Support Vector Regression* (SVR), *Singular Spectrum Analysis* (SSA), *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity/ Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH/GARCH), *Moving Average*, *Extreme Learning Machine* dan lain sebagainya. Sebagai contoh, dalam penelitian [3] dilakukan peramalan jumlah penumpang berangkat melalui bandara di Sulawesi Tengah dengan metode SVR. Selain itu, terdapat penerapan model ARCH/GARCH oleh Yahya [11] untuk melakukan peramalan jumlah penumpang datang di bandara Internasional Minangkabau. Adapun Hudyanti dkk [12] melakukan penelitian dengan membandingkan dua metode berbeda yakni *Double Moving Average* dan *Double Exponential Smoothing* untuk meramalkan jumlah kedatangan wisatawan mancanegara di Bandara Ngurah Rai.

Metode ARIMA memiliki konsep dasar analisis probabilitas atau stokastik yang cocok digunakan untuk melakukan peramalan data runtun waktu [13]. Sementara itu, metode SARIMA merupakan pengembangan dari metode ARIMA, dimana SARIMA merupakan metode yang digunakan untuk melakukan peramalan pada data yang berpola musiman [10]. Kedua metode tersebut termasuk ke dalam metode Box Jenkins non stasioner [14]. Beberapa penelitian sebelumnya tentang peramalan jumlah penumpang di bandara menggunakan metode SARIMA menunjukkan bahwa jika plot data aktual dibandingkan dengan plot data hasil peramalannya maka terlihat bahwa plot data hasil peramalan mengikuti pola data aktual. Selain itu, dapat disimpulkan bahwa model SARIMA yang terbaik untuk data penumpang di Bandar Udara Internasional Raja Haji Fisabilillah berdasarkan nilai *Mean Square Error* (MSE) terkecil sebesar 101,5 adalah ARIMA (1,1,1)(0,1,0)12 [15]. Penelitian dengan metode serupa juga dilakukan oleh Durrah dkk [16] untuk meramalkan jumlah penumpang pesawat di bandara Sultan Iskandar Muda.

Penggunaan metode SARIMA dalam prediksi produksi bawang merah di Kabupaten Nganjuk yang menunjukkan hasil pre-

diksi yang sangat baik dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 2,01% [17]. Selain itu, peramalan harga telur ayam ras yang dilakukan oleh Hakim dkk [18] juga menggunakan metode SARIMA yang menunjukkan hasil peramalan yang sangat baik dengan nilai MAPE sebesar 3,40%. Sementara itu, dalam penelitian lain yang melakukan perbandingan dua metode peramalan berbeda yakni metode SARIMA dan *Winter's Exponential Smoothing* untuk meramalkan jumlah penumpang kapal di pelabuhan Pantai Baru menunjukkan bahwa model SARIMA lebih cocok digunakan karena menghasilkan nilai *Mean Squared Deviation* (MSD) lebih kecil dibandingkan nilai MSD metode *Winter's Exponential Smoothing* [19]. Selain itu, Terdapat pula penelitian yang membahas tentang penggunaan metode ARIMA dalam peramalan jumlah kedatangan penumpang di bandara Depati Amir [20]. Penelitian yang dilakukan oleh Desviona [6] juga menggunakan metode serupa dalam memprediksi jumlah penumpang pesawat di bandar udara Sultan Thaha Jambi. Selanjutnya, Putri dan Aghsilni [21] menggunakan metode ARIMA untuk melakukan peramalan harga saham PT. Polychem Indonesia Tbk dengan model ARIMA (1,1,0) sebagai model terbaiknya. Sementara itu, Putri dan Sofro [22] melakukan perbandingan antara metode ARIMA dan SARIMA untuk meramalkan jumlah keberangkatan penumpang pelayaran dalam negeri di pelabuhan Tanjung Perak.

Meskipun berbagai metode peramalan telah digunakan secara efektif dalam banyak kasus, namun, tidak ada metode peramalan yang dapat meramalkan kejadian di masa depan dengan tepat sempurna [23]. Oleh karena itu, dalam melakukan peramalan selalu terdapat nilai kesalahan (*error*) dari hasil peramalan. Terdapat beberapa indikator tingkat keakuratan hasil peramalan seperti *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan lain sebagainya [24]. MAPE merupakan metode perhitungan error yang paling akurat karena MAPE memiliki konsep untuk menunjukkan presentase kesalahan hasil prediksi dari keadaan sebenarnya selama periode waktu tertentu dan menunjukkan apakah presentase tersebut terlalu tinggi atau terlalu rendah [25]. Sebuah penelitian yang memprediksi harga minyak mentah WTI menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,18%. Dirinci dalam penelitian tersebut bahwa nilai MAPE < 10% menunjukkan bahwa model yang dibentuk memenuhi kriteria sangat baik atau tinggi sehingga model prediksi layak digunakan [26]. Berdasarkan ulasan tersebut, maka penelitian ini dilakukan untuk mengetahui dan membandingkan hasil peramalan menggunakan metode ARIMA dan SARIMA dalam meramalkan jumlah penumpang di bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dengan menggunakan indikator tingkat keakuratan hasil peramalan adalah MAPE.

2. Metode

Penelitian ini menggunakan jenis data kuantitatif berupa data *time series*. Pada dasarnya, analisis data *time series* atau data runtun waktu digunakan untuk melakukan analisis data yang meninjau dari sisi pengaruh waktu [27]. Data kuantitatif pada dasarnya menghasilkan hasil analisis dengan numerik yang akan diolah menggunakan metode statistik. Dalam penelitian ini, data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. Data ini berjumlah 148 data yang dihasilkan dari total jumlah penumpang yang datang dan berangkat dari Januari 2012 sampai

dengan April 2024. Selanjutnya data yang telah dikumpulkan akan dilakukan pengolahan menggunakan salah satu software statistik. Periode peramalan dimulai dari bulan Mei 2024 sampai dengan April 2026. Penelitian ini menggunakan teknik analisis data yang dilakukan dengan dua metode peramalan yakni metode ARIMA dan SARIMA. Adapun tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan secara kolektif dari *website* Badan Pusat Statistik Provinsi Kepulauan Bangka Belitung kemudian dilakukan penjumlahan antara data kedatangan dan keberangkatan penumpang dari dua bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung.

2.2. Plot Data dan Interpretasi Hasil Plot Data

Plot data ini dimaksudkan untuk mengomunikasikan suatu informasi secara jelas dan efisien melalui tabel atau grafik [28]. Penelitian ini menyajikan informasi data berbentuk grafik karena akan digunakan untuk melihat pola atau jenis yang terkandung dalam data. Untuk mengetahui dan memungkinkan menarik kesimpulan yang relevan terkait pola atau jenis dari data tersebut, diperlukan pula interpretasi hasil dari plot data. Interpretasi hasil dari plot data dapat diartikan sebagai suatu proses analisis data dengan memberikan makna pada data [29].

2.3. Peramalan Menggunakan Metode ARIMA

Adapun tahapan yang dilakukan dalam penyelesaian analisis dengan menggunakan metode ARIMA sebagai berikut:

1. Melakukan uji stasioneritas pada data.

Pengujian stasioneritas terhadap data runtun waktu yang digunakan dalam penelitian ini adalah uji akar unit (*unit root test*). Uji stasioner akar unit yang paling sering digunakan dalam statistika dan ekonometrika yakni uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ini memperlihatkan keberadaan suatu akar unit dengan hipotesis sebagai berikut [30]:

H_0 : Data memiliki akar unit atau data tidak stasioner

H_1 : Data tidak memiliki akar unit atau data stasioner dengan kriteria keputusan [31]:

H_0 : ditolak, jika nilai ADF statistik < *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% serta nilai probabilitasnya dibawah 1% (signifikan).

H_0 : diterima, jika nilai ADF statistik > *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% serta nilai probabilitasnya diatas 1% (tidak signifikan).

2. Mengidentifikasi model berdasarkan hasil plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). ACF merupakan suatu fungsi yang mengindikasikan besarnya korelasi antara data pada waktu pengamatan ke- t dengan data pada waktu pengamatan sebelum-sebelumnya. Sama halnya dengan ACF, namun PACF menghitung korelasinya dengan menghilangkan data yang ada di antara Y_t dan Y_{t+k} [30].

Secara umum model ARIMA dinotasikan sebagai berikut:

$$\text{ARIMA}(p, d, q), \quad (1)$$

dengan

p : nilai AR,

d : pembeda atau *differencing*,

q : nilai MA.

3. Pemilihan model terbaik dari beberapa model ARIMA dengan melihat nilai probabilitas. Model ARIMA dapat dipilih menjadi model terbaik apabila nilai probabilitas setiap variabelnya signifikan atau $< 0,05$.
4. Pendugaan parameter dari model yang telah terbentuk. Pendugaan parameter merupakan pendugaan karakteristik populasi dengan menggunakan karakteristik sampel. Tahapan pendugaan parameter ini kemudian akan dilakukan uji signifikansi dari nilai pendugaan yang diperoleh untuk menunjukkan suatu parameter memiliki keberartian dalam model atau tidak [32].
5. Diperoleh hasil model ARIMA terbaik untuk dilakukan pengujian keakuratan model peramalan menggunakan MAPE.

2.4. Peramalan Menggunakan Metode SARIMA

Adapun tahapan yang dilakukan dalam penyelesaian analisis dengan menggunakan metode SARIMA sebagai berikut:

1. Melakukan uji stasioneritas pada data.

Pengujian stasioneritas yang digunakan dalam metode ini sama dengan metode SARIMA yakni menggunakan uji akar unit (*unit root test*) serta hipotesis dan kriteria keputusan yang sama pula.

2. Mengidentifikasi model berdasarkan hasil plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Secara umum model SARIMA dinotasikan sebagai berikut:

$$\text{SARIMA}(p, d, q)(P, D, Q)^S, \quad (2)$$

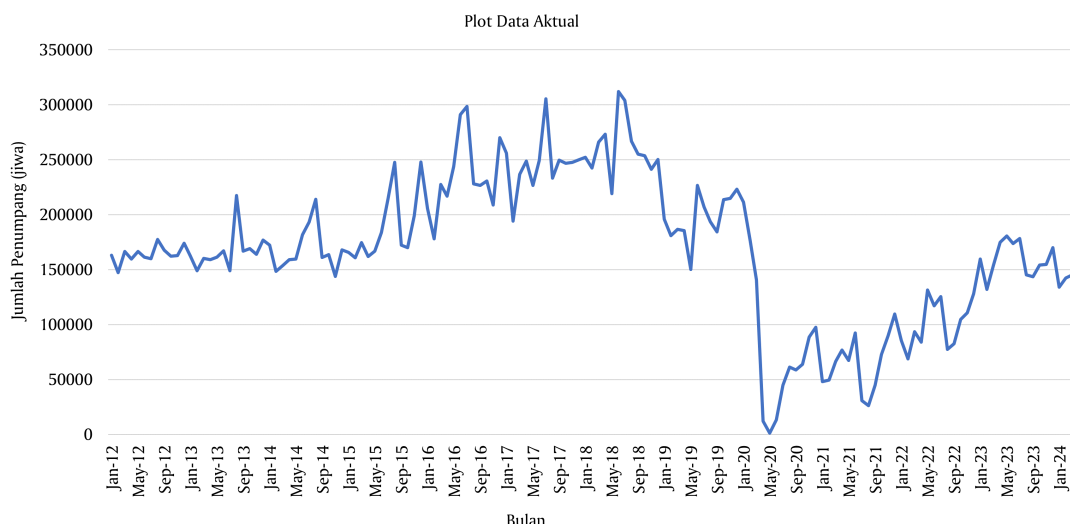
dengan

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

(P, D, Q) : bagian musiman dari model,

s : jumlah periode permusiman.

3. Pemilihan model terbaik dari beberapa model SARIMA dengan melihat nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC) dan *Hannan and Quinnn Criterion* (HQ). AIC adalah suatu pengukuran untuk kualitas relatif model statistik dari data yang diberikan untuk memilih model terbaik dari beberapa model yang ada [33]. AIC digunakan untuk menentukan model yang dapat menjelaskan data dengan jumlah parameter yang baik dalam pendugaan data [34]. Pemilihan model terbaik pada metode AIC adalah model yang mempunyai nilai AIC terkecil [35]. Kemudian, BIC adalah suatu tipe metode pemilihan model dengan pendekatan *Penalized Maximum Likelihood*. BIC digunakan untuk memperbaiki sifat pendugaan yang terlalu tinggi dari AIC. Dalam memilih model terbaik dengan BIC dipilih model dengan nilai BIC terkecil. Sementara itu, HQ merupakan metode pemilihan model yang diperkenalkan oleh Hannan dan Quinn pada tahun 1979 dan telah banyak digunakan dalam model *autoregressive* dan untuk model regresi linier [36]. Pada HQ dipilih nilai HQ terkecil untuk menentukan model terbaik.
4. Pendugaan parameter dari model yang telah terbentuk.
5. Diperoleh hasil model SARIMA terbaik untuk dilakukan pengujian keakuratan model peramalan menggunakan MAPE.



Gambar 1. Time series plot data jumlah penumpang di bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung

2.5. Penentuan Metode Terbaik dengan Indikator Keakuratan Model Peramalan Adalah MAPE

Dalam penelitian ini, untuk menghitung keakuratan model peramalan digunakan MAPE [37]. Rumus untuk menghitung MAPE sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{A_i - F_i}{A_i} \right) \times 100\%, \tag{3}$$

dengan

- A_i : nilai aktual pada data ke- i ,
- F_i : hasil peramalan pada data ke- i ,
- n : jumlah data.

MAPE memiliki kriteria atau standar interpretasi yang akan berguna untuk menilai kualitas dari performa model yang diperlukan untuk hasil akhir model nanti. Kriteria atau standar interpretasi tersebut ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Kriteria atau standar interpretasi nilai MAPE

Nilai MAPE	Interpretasi
< 10%	Akurasi peramalan tinggi (<i>highly accurate forecasting</i>)
10-20%	Akurasi peramalan baik (<i>good forecasting</i>)
20-50%	Akurasi peramalan dapat diterima (<i>reasonable forecasting</i>)
> 50%	Akurasi peramalan rendah (<i>inaccurate forecasting</i>)

2.6. Peramalan Menggunakan Metode Terbaik dengan Model Terbaiknya

Tahapan ini memperlihatkan hasil peramalan menggunakan metode ARIMA dengan model terbaik yang telah ditentukan sebelumnya.

2.7. Penarikan Kesimpulan

Menarik kesimpulan dan menginterpretasikan hasil analisis data sehingga didapatkan hasil yang sesuai dengan tujuan penelitian ini.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Plot Data dan Interpretasi Hasil Plot Data

Tahapan plot data pada subbab ini disajikan dalam bentuk grafik karena akan digunakan untuk melihat pola atau jenis yang terkandung dalam data. Untuk mengetahui dan memungkinkan menarik kesimpulan yang relevan terkait pola atau jenis dari data tersebut, diperlukan pula interpretasi hasil dari plot data [28]. Data jumlah penumpang di bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung periode Januari 2012 sampai April 2024 dapat dilihat melalui grafik yang disajikan pada Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1, jumlah penumpang di bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dari bulan Januari 2012 sampai Januari 2024 terlihat mengalami fluktuasi setiap bulannya. Pada Gambar 1 juga dapat dilihat bahwa data pada bulan Mei 2020 terjadi penurunan jumlah penumpang secara drastis yang disebabkan oleh adanya pandemi COVID-19. Maka dapat dikatakan bahwa data tidak stasioner dalam varian dan rata-rata.

3.2. Peramalan Menggunakan Metode ARIMA

Berdasarkan uraian sebelumnya, untuk meyakinkan data tersebut tidak stasioner dapat dilakukan suatu pengujian stasioneritas yakni uji akar unit (*unit root test*) berupa uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ini memperlihatkan keberadaan suatu akar unit sebagai hipotesis nol. Pada taraf signifikansi sebesar $(1 - \alpha)$ 100 %, pengujian ini memiliki kriteria keputusan dimana H_0 ditolak jika $p\text{-value} <$ dari nilai signifikansi α [38]. Keputusan penolakan H_0 juga dapat diambil ketika nilai statistik uji ADF $<$ dari nilai daerah kritis yang berarti jika keputusannya adalah menolak H_0 , maka data stasioner [39]. Sejalan dengan [31] yang menyebutkan bahwa jika nilai ADF statistik $<$ dari Mackinnon critical value 1%, 5%, dan 10% serta nilai probabilitasnya signifikan dibawah 1% maka keputusannya adalah menolak H_0 . Hasil uji stasioneritas dengan menggunakan uji ADF ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai dari $p\text{-value}$ yakni 0,0975 $>$ dari nilai taraf signifikansi penelitian (α) yakni 0,05, maka H_0 diterima. Selain itu, dapat dilihat bahwa nilai statistik uji ADF yang diperoleh yakni sebesar -2,590514 dan *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% yang diperoleh yakni berturut-turut sebesar -3,480425, -2,883408 dan -2,578510. Diketahui nilai sta-

Tabel 2. Hasil uji ADF pada data jumlah penumpang

	t-Statistic	Prob*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.590514	0.0975
Test critical values	1% level	-3.480425
	5% level	-2.883408
	10% level	-2.578510

*MacKinnon (1996) one-sided p-values

Sumber: [Data yang diolah]

tistik uji ADF > dari *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% sehingga dapat disimpulkan bahwa H_0 diterima yang berarti data tidak stasioner. Oleh sebab itu, untuk memperoleh data yang stasioner maka perlu dilakukan proses *differencing* satu kali. *Differencing* atau yang dikenal dengan transformasi data merupakan perhitungan perubahan atau selisih nilai observasi [40]. Berikut disajikan hasil *differencing* pertama data jumlah penumpang pada **Tabel 3**.

Tabel 3. Hasil *differencing* pertama data jumlah penumpang

	t-Statistic	Prob*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13.33082	0.0000
Test critical values	1% level	-3.480818
	5% level	-2.883579
	10% level	-2.578601

*MacKinnon (1996) one-sided p-values

Sumber: [Data yang diolah]

Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai dari *p-value* yakni 0,0000 < dari nilai taraf signifikansi penelitian (α) yakni 0,05, maka H_0 diterima. Selain itu, dapat dilihat bahwa nilai statistik uji ADF yang diperoleh yakni sebesar -13,33082 dan *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% yang diperoleh yakni berturut-turut sebesar -3,480818, -2,883579 dan -2,578601. Diketahui nilai statistik uji ADF < dari *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% sehingga dapat disimpulkan bahwa H_0 ditolak yang berarti data sudah stasioner. Maka tidak perlu dilakukan proses *differencing* kembali dan dapat dilanjutkan ke tahapan berikutnya.

Setelah dilakukan *differencing*, tahapan selanjutnya adalah identifikasi model berdasarkan plot ACF dan PACF. Gambar dari ACF dan PACF dikenal dengan *correlogram* dan dapat digunakan untuk menganalisis signifikansi autokorelasi dan kestasioneran data. Apabila data sudah stasioner terhadap rata-rata, maka setelah adanya sedikit jeda antar titik plot ACF dan PACF akan mengalami penurunan korelasi yang cepat. Hasil plot ACF dan PACF ditunjukkan pada **Tabel 4**.

Berdasarkan **Tabel 4** dapat ditentukan maksimum dari kemungkinan model sebagai berikut:

- AR = 1 dilihat dari jumlah lag pada plot PACF yang melewati garis rata-rata sampai lag *cut off*.
- d = 1 karena telah dilakukan satu kali *differencing*
- MA = 1 dilihat dari jumlah lag pada plot ACF yang melewati garis rata-rata sampai lag *cut off*.

Sebelumnya telah didapatkan nilai maksimum dari kemungkinan model, maka nilai tersebut selanjutnya disubstitusikan ke **Persamaan (1)**. Hasilnya diperoleh model ARIMA sementara yaitu ARIMA (1,1,1). Namun, masih terdapat beberapa model ARIMA yang memiliki kemungkinan untuk menjadi model ARIMA terbaik dengan melihat nilai probabilitas dari setiap model. Model

Tabel 4. Correlogram data hasil *differencing* pertama

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.161	-0.161	3.4831	0.062
		2	-0.141	-0.171	6.1821	0.045
		3	0.010	-0.047	6.1952	0.102
		4	-0.029	-0.064	6.3153	0.177
		5	-0.134	-0.167	8.8137	0.117
		6	0.119	0.050	10.800	0.095
		7	0.025	0.007	10.887	0.144
		8	-0.132	-0.118	13.369	0.100
		9	0.105	0.063	14.968	0.092
		10	-0.205	-0.247	21.052	0.021
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Sumber: [Data yang diolah]

ARIMA dapat dipilih menjadi model terbaik apabila nilai probabilitas setiap variabelnya signifikan atau < 0,05. Beberapa model ARIMA selain ARIMA (1,1,1) beserta dengan nilai probabilitas dari setiap model ditunjukkan pada **Tabel 5**.

Tabel 5. Kriteria tabel ARIMA

Model	Probabilitas
(0,1,1)	0.0004
(1,1,0)	0.0494
(1,1,1)	0.0389
	0.0006

Sumber: [Data yang diolah]

Tabel 5 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,1) memiliki nilai probabilitas sebesar 0,0004 dan merupakan nilai probabilitas terkecil dibandingkan dengan model ARIMA yang lain. Pemilihan model terbaik menghasilkan model ARIMA (0,1,1) yang berarti bahwa data simulasi sama sekali tidak dipengaruhi oleh AR tetapi dipengaruhi oleh MA(1) dengan dilakukan *differencing* satu kali. Maka dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (0,1,1) merupakan model ARIMA terbaik untuk meramalkan data jumlah penumpang di Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung.

Tahapan selanjutnya yakni pendugaan parameter suatu model yang bertujuan untuk memperoleh nilai dari setiap parameter sehingga diperoleh persamaan peramalan ARIMA pada data runtun waktu [41]. Selain itu, pendugaan parameter dilakukan untuk mencari model terbaik yang akan digunakan dan memperoleh hasil nilai kesalahan (*error*) terkecil [42]. Teknik perhitungan pada tahap pendugaan parameter ini secara matematis relatif rumit. Maka dilakukan pendugaan parameter dengan bantuan *software* statistik sebagaimana ditunjukkan **Tabel 6**.

Tabel 6. Hasil pendugaan parameter

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-72.05614	2106.595	-0.034205	0.9728
MA(1)	-0.240832	0.066422	-3.625774	0.0004
SIGMASQ	9.06E+08	76314051	11.86871	0.0000

Sumber: [Data yang diolah]

Berdasarkan **Tabel 6** diperoleh nilai probabilitas dari model < 0,05, maka model tersebut signifikan dan dapat digunakan dalam persamaan ARIMA. Hasil pendugaan parameter model

ARIMA (0,1,1) berdasarkan Tabel 6 diperoleh koefisien MA(1) = -0,240832 dan konstanta = - 72,05614.

3.3. Peramalan Menggunakan Metode SARIMA

Berdasarkan uraian sebelumnya, untuk meyakinkan data tersebut tidak stasioner dapat dilakukan suatu pengujian stasioneritas yakni uji akar unit (*unit root test*) berupa uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ini memperlihatkan keberadaan suatu akar unit sebagai hipotesis nol. Pada taraf signifikansi sebesar $(1 - \alpha)$ 100%, pengujian ini memiliki kriteria keputusan dimana H_0 ditolak jika *p-value* < dari nilai signifikansi α [38]. Keputusan penolakan H_0 juga dapat diambil ketika nilai statistik uji ADF < dari nilai daerah kritis yang berarti jika keputusannya adalah menolak H_0 , maka data stasioner [39]. Sejalan dengan [31] yang menyebutkan bahwa jika nilai ADF statistik < dari Mackinnon critical value 1%, 5%, dan 10% serta nilai probabilitasnya signifikan dibawah 1% maka keputusannya adalah menolak H_0 . Hasil uji stasioneritas dengan menggunakan uji ADF ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil uji ADF pada data jumlah penumpang

	t-Statistic	Prob*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.590514	0.0975
Test critical values		
1% level	-3.480425	
5% level	-2.883408	
10% level	-2.578510	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values

Sumber: [Data yang diolah]

Tabel 7 menunjukkan bahwa nilai dari *p-value* yakni 0,0975 > dari nilai taraf signifikansi penelitian (α) yakni 0,05, maka H_0 diterima. Selain itu, dapat dilihat bahwa nilai statistik uji ADF yang diperoleh yakni sebesar -2,590514 dan *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% yang diperoleh yakni berturut-turut sebesar -3,480425, -2,883408 dan -2,578510. Diketahui nilai statistik uji ADF > dari *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% sehingga dapat disimpulkan bahwa H_0 diterima yang berarti data tidak stasioner. Oleh sebab itu, untuk memperoleh data yang stasioner maka perlu dilakukan proses *differencing* satu kali. *Differencing* atau yang dikenal dengan transformasi data merupakan perhitungan perubahan atau selisih nilai observasi. Berikut disajikan hasil *differencing* pertama data jumlah penumpang pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil differencing pertama data jumlah penumpang

	t-Statistic	Prob*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10.78630	0.0000
Test critical values		
1% level	-3.486551	
5% level	-2.886074	
10% level	-2.579931	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values

Sumber: [Data yang diolah]

Tabel 8 menunjukkan bahwa nilai dari *p-value* yakni 0,0000 < dari nilai taraf signifikansi penelitian (α) yakni 0,05, maka H_0 diterima. Selain itu, dapat dilihat bahwa nilai statistik uji ADF yang diperoleh yakni sebesar -10,78630 dan *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% yang diperoleh yakni berturut-turut sebesar -3,486551, -2,886074 dan -2,579931. Diketahui nilai statistik uji ADF < dari *Mackinnon critical value* 1%, 5%, dan 10% sehingga dapat

disimpulkan bahwa H_0 ditolak yang berarti data sudah stasioner. Maka tidak perlu dilakukan proses *differencing* kembali dan dapat dilanjutkan ke tahapan berikutnya.

Setelah dilakukan *differencing*, tahapan selanjutnya adalah identifikasi model berdasarkan plot ACF dan PACF. Gambar dari ACF dan PACF dikenal dengan *correlogram* dan dapat digunakan untuk menganalisis signifikansi autokorelasi dan kestasioneran data [40]. Apabila data sudah stasioner terhadap rata-rata, maka setelah adanya sedikit jeda antar titik plot ACF dan PACF akan mengalami penurunan korelasi yang cepat. Hasil plot ACF dan PACF ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Correlogram data hasil differencing pertama

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.268	0.268	8.8241	0.003
		2	-0.363	-0.469	25.194	0.000
		3	-0.387	-0.164	43.916	0.000
		4	-0.108	-0.126	45.400	0.000
		5	0.075	-0.115	46.116	0.000
		6	0.035	-0.157	46.273	0.000
		7	-0.055	-0.147	46.669	0.000
		8	0.094	0.094	47.820	0.000
		9	0.171	0.020	51.663	0.000
		10	0.143	0.164	54.385	0.000
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Sumber: [Data yang diolah]

Berdasarkan Tabel 9, dapat ditentukan maksimum dari kemungkinan model sebagai berikut:

AR = 2 dilihat dari jumlah lag pada plot PACF yang melewati garis rata-rata sampai lag *cut off*.

d = 1 karena telah dilakukan satu kali *differencing*.

MA = 3 dilihat dari jumlah lag pada plot ACF yang melewati garis rata-rata sampai lag *cut off*.

Kemudian ditentukan model musiman sebagai berikut:

S = 12 karena periode musiman

SAR = 2 dilihat dari jumlah lag di kelipatan 12 pada plot PACF yang melewati garis rata-rata. Jika lag kelipatan 12 selanjutnya tidak melewati garis rata-rata maka untuk lag selanjutnya tidak dihitung.

d = 1 karena telah dilakukan satu kali *differencing*.

SMA = 1 dilihat dari jumlah lag di kelipatan 12 pada plot ACF yang melewati garis rata-rata. Jika lag kelipatan 12 selanjutnya tidak melewati garis rata-rata maka untuk lag selanjutnya tidak dihitung.

Sebelumnya telah didapatkan nilai dari setiap elemen model non-musiman dan musiman, maka nilai tersebut selanjutnya disubstitusikan ke Persamaan (1). Hasilnya diperoleh model SARIMA sementara yaitu SARIMA (2,1,3) (2,1,1) 12. Namun, masih terdapat beberapa model SARIMA yang memiliki kemungkinan untuk menjadi model SARIMA terbaik dengan melihat perbandingan nilai AIC, BIC dan HQ dari setiap model. Model SARIMA dapat dipilih menjadi model terbaik apabila nilai AIC, BIC dan HQ dari model tersebut adalah yang terkecil dibandingkan dengan model lainnya [21]. Beberapa model SARIMA selain SARIMA (2,1,3) (2,1,1) 12 beserta dengan nilai AIC, BIC dan HQ dari setiap model ditunjukkan pada Tabel 10.

Tabel 10. Kriteria tabel SARIMA

Model	AIC*	BIC	HQ
(1,1)(1,0)	1.093666	1.202863	1.138039
(1,1)(0,1)	1.094820	1.204017	1.139192
(1,1)(1,1)	1.108243	1.239280	1.161490
(0,1)(1,1)	1.113573	1.222770	1.157946
⋮	⋮	⋮	⋮
(1,1)(2,1)	1.121541	1.274416	1.183662
(0,1)(2,1)	1.126881	1.257918	1.180129
(1,0)(1,0)	1.144558	1.231916	1.180056
(1,0)(0,1)	1.145684	1.233041	1.181182

Sumber: [Data yang diolah]

Tabel 10 menunjukkan bahwa model SARIMA (1,1,1) (1,1,0) 12 memiliki nilai AIC sebesar 1,093666, BIC sebesar 1,202863 dan HQ sebesar 1,138039 yang merupakan nilai AIC, BIC dan HQ terkecil dibandingkan dengan model SARIMA yang lain. Pemilihan model terbaik menghasilkan model SARIMA (1,1,1) (1,1,0) 12 yang berarti bahwa data simulasi sama sekali tidak dipengaruhi oleh SMA tetapi dipengaruhi oleh AR(1), SAR(12), dan MA(1) dengan dilakukan *differencing* satu kali [8]. Maka dapat disimpulkan bahwa model SARIMA (1,1,1) (1,1,0) 12 merupakan model terbaik untuk meramalkan data jumlah penumpang di Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung.

Tahapan selanjutnya yakni pendugaan parameter suatu model yang bertujuan untuk memperoleh nilai dari setiap parameter sehingga diperoleh persamaan peramalan SARIMA pada data runtun waktu [41]. Selain itu, pendugaan parameter dilakukan untuk mencari model terbaik yang akan digunakan dan memperoleh hasil nilai kesalahan (error) terkecil [42]. Teknik perhitungan pada tahap pendugaan parameter ini secara matematis relatif rumit. Maka dilakukan pendugaan parameter dengan bantuan *software* statistik sebagaimana ditunjukkan **Tabel 11**.

Tabel 11. Hasil pendugaan parameter

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000644	0.083979	0.007669	0.9939
AR(1)	-0.280638	0.210157	-1.335370	0.1841
SAR(12)	0.138721	0.122745	1.130161	0.2605
MA(1)	0.586485	0.217560	2.695737	0.0080
SIGMASQ	0.161569	0.010202	15.83695	0.0000

Sumber: [Data yang diolah]

Berdasarkan **Tabel 11** diperoleh nilai probabilitas dari model $< 0,05$, maka model tersebut signifikan dan dapat digunakan dalam persamaan SARIMA. Namun, dalam model persamaan SARIMA walaupun model tidak signifikan tetap diperbolehkan untuk digunakan karena yang terpenting adalah koefisien Φ dan θ_Q [31]. Hasil pendugaan parameter model SARIMA (1,1,1) (1,1,0) 12 berdasarkan **Tabel 11** diperoleh koefisien AR(1) = -0.280638, SAR(12) = 0.138721, MA(1) = 0.586485, dan konstanta = 0.000644.

3.4. Penentuan Metode Terbaik dengan Indikator Keakuratan Model Peramalan Adalah MAPE

Setelah didapatkan model terbaik dari masing-masing metode pada tahapan sebelumnya, selanjutnya akan dihitung nilai keakuratan model dengan menggunakan MAPE. MAPE merupakan

an nilai presentase rata-rata kesalahan atau perbedaan absolut yaitu selisih nilai prediksi dan nilai realisasi [43]. MAPE juga memiliki kriteria atau standar interpretasi yang akan berguna untuk menilai kualitas dari performa model yang diperlukan untuk hasil akhir model nanti [37]. Nilai MAPE dari masing-masing model disajikan pada **Tabel 12**.

Tabel 12. Nilai MAPE model ARIMA dan SARIMA

Model	Nilai MAPE
ARIMA	9,41%
SARIMA	11,89%

Berdasarkan **Tabel 12** dapat dilihat bahwa nilai MAPE untuk model ARIMA sebesar 9,41 persen yang mana lebih kecil dibandingkan dengan model SARIMA sebesar 11,89%. Hal ini menunjukkan bahwa model ARIMA yang terbentuk lebih cocok digunakan dan memenuhi kriteria akurasi peramalan tinggi (*highly accurate forecasting*) sehingga model peramalan ini relevan untuk digunakan [37]. Apabila nilai MAPE > 10 persen ini berarti terdapat beberapa faktor lain yang masih belum teridentifikasi dapat mempengaruhi variabel dependen di luar variabel independen dalam penelitian [44]. Jadi, model yang akan digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang di bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung periode Mei 2024 sampai dengan April 2026 adalah model ARIMA (0,1,1).

3.5. Peramalan Menggunakan Metode Terbaik dengan Model Terbaiknya

Selanjutnya, hasil peramalan bulan Mei tahun 2024 sampai dengan bulan April tahun 2026 disajikan pada **Tabel 13**.

Tabel 13. Hasil peramalan jumlah penumpang di Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung

Bulan	Jumlah penumpang	Bulan	Jumlah penumpang
Mei 2024	188370.8	Mei 2025	190649.9
Juni 2024	188560.7	Juni 2025	190839.8
Juli 2024	188750.7	Juli 2025	191029.7
Agustus 2024	188940.6	Agustus 2025	191219.7
September 2024	189130.5	September 2025	191409.6
Oktober 2024	189320.4	Oktober 2025	191599.5
November 2024	189510.3	November 2025	191789.4
Desember 2024	189700.3	Desember 2025	191979.4
Januari 2025	189890.2	Januari 2026	192169.3
Februari 2025	190080.1	Februari 2026	192359.2
Maret 2025	190270.0	Maret 2026	192549.1
April 2025	190460.0	April 2026	192739.1

Sumber: [Data yang diolah]

Berdasarkan **Tabel 13**, dapat dilihat bahwa hasil peramalan jumlah penumpang di Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dari bulan Mei 2024 sampai bulan April 2026 terindikasi mengalami tren naik. Dapat diperhatikan bahwa mulai bulan Mei 2024 terjadi kenaikan jumlah penumpang secara terus menerus sampai bulan April 2026. Walaupun kenaikan yang terjadi tidak signifikan di setiap bulannya, namun hal ini harus tetap diperhatikan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa metode terbaik untuk meramalkan jumlah penumpang di Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung adalah ARIMA dengan model terbaiknya yakni ARIMA (0,1,1) dan MAPE sebesar 9,41 persen. Telah diperoleh hasil peramalan jumlah penumpang di Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dari bulan Mei 2024 sampai dengan bulan April 2026 terindikasi mengalami tren naik. Dapat diperhatikan bahwa mulai bulan Mei 2024 terjadi kenaikan jumlah penumpang secara terus menerus sampai bulan April 2026. Walaupun kenaikan yang terjadi tidak signifikan di setiap bulannya, namun hal ini harus tetap diperhatikan.

Setelah dilakukan penelitian ini, saran yang dapat diberikan penulis kepada pihak pengelola bandara di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dan pemerintah daerah adalah tetap memberikan perhatian utama kepada para penumpang baik dari segi kenyamanan, keamanan maupun fasilitas. Misalnya, pengelola bandara dapat meningkatkan kualitas pelayanan publik dan mempersiapkan sarana maupun prasarana yang dibutuhkan untuk menunjang terjadinya peningkatan jumlah penumpang seperti menyediakan penerbangan tambahan, memperluas area parkir, dan menyediakan ruang tunggu yang lebih nyaman.

Kontribusi Penulis. Aulia Febiola, Fatia Maura Fazarin, Fitri Ramadhani, Muhammad Akbar Khaffi, Rido Akbar: Penyusunan konsep ide dan gagasan, metodologi penelitian, studi literatur, analisis, visualisasi data, dan penyusunan naskah. Desy Yuliana Dalimunthe: Penyusunan konsep ide dan gagasan, metodologi penelitian, tinjauan literatur, analisis, validasi, tinjauan hasil penulisan, dan evaluasi. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang diterbitkan.

Ucapan Terima Kasih. Para penulis menyampaikan terima kasih kepada Badan Pusat Statistik Provinsi Kepulauan Bangka Belitung atas penyediaan data secara terbuka. Para penulis juga menyampaikan terima kasih kepada editor dan reviewer atas pembacaan yang cermat, kritik yang mendalam, dan rekomendasi yang praktis untuk meningkatkan kualitas tulisan ini.

Pembiayaan. Penelitian ini tidak menerima pembiayaan eksternal.

Konflik Kepentingan. Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan yang terkait dengan artikel ini.

Referensi

- [1] S. Sofiana, S. Suparti, A. R. Hakim, and I. T. Utami, "Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat di Bandara Internasional Ahmad Yani dengan Metode Holt Winter's Exponential Smoothing dan Metode Exponential Smoothing Event Based," *JURNAL GAUSSIAN*, vol. 9, no. 4, pp. 535–545, 2020. doi: [10.14710/j.gauss.v9i4.29448](https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i4.29448).
- [2] M. P. Hidayatullah, F. Yanuar, and D. Devianto, "Pemodelan Jumlah Penumpang Pesawat di Bandara Soekarno-Hatta Menggunakan Model Hybrid SARIMA-FITSMC," *Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, matematika dan Statistika*, vol. 4, no. 3, pp. 1744–1755, 2023. doi: [10.46306/lb.v4i3](https://doi.org/10.46306/lb.v4i3).
- [3] D. I. Purnama and O. P. Hendarsin, "Peramalan Jumlah Penumpang Berangkat Melalui Transportasi Udara di Sulawesi Tengah Menggunakan Support Vector Regression (SVR)," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 2, no. 2, pp. 49–59, Mar. 2020. doi: [10.34312/jjom.v2i2.4458](https://doi.org/10.34312/jjom.v2i2.4458).
- [4] Badan Pusat Statistik Kepulauan Bangka Belitung, "Perkembangan Transportasi Januari 2024," *Berita Resmi Statistik*, Mar. 2024, Accessed: Mar. 05, 2024. [Online]. Available: <https://babel.bps.go.id/pressrelease/2024/03/01/1141/januari-2024-kepulauan-bangka-belitung-penumpang-angkutan-udara-berangkat-63-98-ribu-dan-datang-70-00-ribu.html>
- [5] Y. Farida, S. Yusi, and D. Yulianti, "Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat di Bandar Udara Internasional Juanda Menggunakan Metode Exponential Smoothing Event-Based," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 15, no. 4, pp. 709–718, Dec. 2021. doi: [10.30598/barekengvol15iss4pp709-718](https://doi.org/10.30598/barekengvol15iss4pp709-718).
- [6] N. Desviona, "Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat Pada PT. Angkasa Pura II Bandar Udara Sultan Thaha Jambi dengan Pemodelan ARIMA," *JIIP: Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, vol. 6, no. 5, pp. 3366–3372, 2023. doi: [10.54371/jiip.v6i5.2012](https://doi.org/10.54371/jiip.v6i5.2012).
- [7] P. F. A. Tambuwun, N. Nainggolan, and Y. A. R. Langi, "Peramalan Banyaknya Penumpang Bandar Udara Internasional Sam Ratulangi Manado Dengan Metode Winter's Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA," *d'Cartesian*, vol. 12, no. 1, pp. 14–20, Mar. 2023. doi: [10.35799/dc.12.1.2023.48066](https://doi.org/10.35799/dc.12.1.2023.48066).
- [8] D. Yulianti, L. Ainiyah, M. N. R. Aklis, R. Mukallala, and Y. Reinaldi, "Perbandingan Metode SARIMA dan Triple Exponential Smoothing pada Kasus Jumlah Penumpang Kereta Api di Jawa Tahun 2010-2019," *Jurnal Algebra*, vol. 2, no. 2, pp. 85–95, Sep. 2021.
- [9] W. F. Mujtaba, I. G. A. M. Srinadi, and I. W. Sumarjaya, "Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat Bandara I Gusti Ngurah Rai Menggunakan Exponential Smoothing dan Ruy-Chyn Tsaur," *E-Jurnal Matematika*, vol. 10, no. 4, pp. 222–228, Nov. 2021. doi: [10.24843/mtk.2021.v10.i04.p346](https://doi.org/10.24843/mtk.2021.v10.i04.p346).
- [10] L. L. Ibrahim and E. Kurniati, "Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Eksekutif di Pulau Jawa Menggunakan Model SARIMA," *Jurnal Riset Matematika*, vol. 3, no. 1, pp. 73–82, Jul. 2023. doi: [10.29313/jrm.v3i1.1747](https://doi.org/10.29313/jrm.v3i1.1747).
- [11] A. Wulandari and M. Rosha, "Penerapan Model ARCH dan GARCH dalam Peramalan Jumlah Penumpang Datang di Bandara Internasional Minangkabau," *Journal Of Mathematics UNP*, vol. 9, no. 1, pp. 111–120, 2024.
- [12] C. V. Hudiyanti, F. A. Bachtar, and B. D. Setiawan, "Perbandingan Double Moving Average dan Double Exponential Smoothing untuk Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara di Bandara Ngurah Rai," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 3, pp. 2667–2672, 2019.
- [13] A. Yahya, "Peramalan Indeks Harga Konsumen Indonesia Menggunakan Metode Seasonal-ARIMA (SARIMA)," *JURNAL GAUSSIAN*, vol. 11, no. 2, pp. 313–322, 2022. doi: [10.14710/j.gauss.v11i2.35528](https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i2.35528).
- [14] A. Agustin, F. F. Rahani, and F. I. Indikawati, "Prediksi Kualitas Air Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)," *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 12, no. 2, pp. 137–150, Oct. 2022. doi: [10.34010/jamika.v12i2.8022](https://doi.org/10.34010/jamika.v12i2.8022).
- [15] Y. S. Astutik, "Analisa Penumpang dengan Metode SARIMA (Studi Kasus: Bandar Udara Raja Haji Fisabilillah)," *Unisda Journal of Mathematics and Computer Science (UJMC)*, vol. 5, no. 01, pp. 55–62, Jun. 2019. doi: [10.52166/ujmc.v5i01.1487](https://doi.org/10.52166/ujmc.v5i01.1487).
- [16] F. I. Durrah, Yulia, T. P. Parhusip, and A. Rusyana, "Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat Di Bandara Sultan Iskandar Muda Dengan Metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)," *Journal of Data Analysis*, vol. 1, no. 1, pp. 1–11, 2018. doi: [10.24815/jda.v1i1.11847](https://doi.org/10.24815/jda.v1i1.11847).
- [17] N. M. Sunariadi, P. K. Intan, D. C. R. Novitasari, and Y. Hariningsih, "Prediksi Produksi Bawang Merah di Kabupaten Nganjuk dengan Metode Seasonal ARIMA (SARIMA)," *Transformasi: Jurnal Pendidikan Matematika dan Matematika*, vol. 6, no. 1, pp. 49–60, 2022. doi: [10.36526/tr.v6i1i1.1672](https://doi.org/10.36526/tr.v6i1i1.1672).
- [18] I. L. Hakim, M. Sanglise, and C. D. Suhendra, "Analisis Peramalan Harga Telur Ayam Ras Dengan Menggunakan Metode SARIMA," *Jurnal Media Informatika Budidharma*, vol. 8, no. 2, pp. 966–977, 2024. doi: [10.30865/mib.v8i2.7610](https://doi.org/10.30865/mib.v8i2.7610).
- [19] R. I. P. Negara, "Jumlah Penumpang Kapal di Pelabuhan Pantai Baru dengan Metode Sarima Dan Winter's Exponential Smoothing," *Jurnal Statistika Terapan*, vol. 1, no. 1, pp. 63–78, 2021, doi: [10.5300/JSTAR.V1I1.5](https://doi.org/10.5300/JSTAR.V1I1.5).
- [20] M. N. A. Simanjuntak, R. Tipani, Z. M. Afriyanti, Indriyanto, and N. Hidayati, "Peramalan Jumlah Kedatangan Jalur Udara di Bandara Depati Amir Menggunakan Model ARIMA," *Jurnal Fraction*, vol. 3, no. 2, pp. 44–52, 2023. doi: [10.33019/fraction.v3i2.45](https://doi.org/10.33019/fraction.v3i2.45).
- [21] D. M. Putri and Aghsilni, "Estimasi Model Terbaik Untuk Peramalan Harga Saham PT. Polychem Indonesia Tbk. dengan ARIMA," *MAP: Mathematics & Applications Journal*, vol. 1, no. 2, pp. 1–12, 2019. doi: [10.15548/map.v1i2.1176](https://doi.org/10.15548/map.v1i2.1176).
- [22] S. Putri and A. Sofro, "Peralaman Jumlah Keberangkatan Penumpang Pelayaran Dalam Negeri di Pelabuhan Tanjung Perak Menggunakan Metode ARIMA dan SARIMA," *MATHUNESA: Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 10, no. 1, pp. 61–67, 2022. doi: [10.26740/mathunesa.v10n1.p61-67](https://doi.org/10.26740/mathunesa.v10n1.p61-67).
- [23] M. Nur, E. N. Rizki, A. A. Karim, and R. K. Sari, "Peramalan Jumlah Penumpang Domestik Pada Bandar Udara Sultan Syarif Kasim II Dengan Menggunakan Metode Winter's Exponential Smoothing," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, vol. 3, no. 1, pp. 57–66, 2024. doi: [10.30598/barekengvol15iss4pp709-718](https://doi.org/10.30598/barekengvol15iss4pp709-718).

- 10.55826/tmit.v3il.302.
- [24] D. A. Sari, W. P. Nurmayanti, and Kertanah, "Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Model Chen, Lee, Dan Singh Pada Produksi Tomat Di Nusa Tenggara Barat," in *Seminar Nasional Matematika, Statistika, dan Aplikasinya 2023*, 2023, pp. 231–253.
- [25] M. Y. Fathoni and S. Wijayanto, "Forecasting Penjualan Gas LPG di Toko Sembako Menggunakan Metode Fuzzy Time Series," *Jurnal JUPITER*, vol. 13, no. 2, pp. 87–96, 2021. doi: [10.5281/3541.jupiter.2021.10](https://doi.org/10.5281/3541.jupiter.2021.10).
- [26] S. Nurlela, A. Fanani, and H. Khaulasari, "Prediksi Harga Minyak Mentah WTI Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain," *Jurnal Fourier*, vol. 12, no. 1, pp. 10–19, Apr. 2023. doi: [10.14421/fourier.2023.121.10-19](https://doi.org/10.14421/fourier.2023.121.10-19).
- [27] D. Y. Dalimunthe, "Analisis Peramalan Data Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Sebagai Tolak Ukur Kinerja Perekonomian Provinsi Kepulauan Bangka Belitung," *Integrated Journal of Business and Economics*, vol. 1, no. 1, pp. 19–27, 2017.
- [28] M. Rahmah and Suhartono, "Visualisasi Data Menggunakan Fungsi plot()," RPubS. Accessed: Jul. 01, 2024. [Online]. Available: <https://rpubs.com/maulidiyarahmah/820966>.
- [29] M. A. Fatih, "Pengertian dan Cara Interpretasi Penyajian Data Statistik," Zenius. Accessed: Jul. 01, 2022. [Online]. Available: <https://www.zenius.net/blog/interpretasi-data>.
- [30] S. Deviana, Nusyirwan, D. Azis, and P. Ferdias, "Analisis Model Autoregressive Integrated Moving Average Data Deret Waktu Dengan Metode Momen Sebagai Estimasi Parameter," *Jurnal Siger Matematika*, vol. 2, no. 2, pp. 57–67, 2021. doi: [10.23960/jsm.v2i2.2812](https://doi.org/10.23960/jsm.v2i2.2812).
- [31] Rosyidah and R. Sukmana, "Aplikasi Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) pada Peramalan Stabilitas Bank Syariah di Indonesia," *Jurnal Ekonomi Syariah Teori dan Terapan*, vol. 5, no. 3, p. 200, Jun. 2019. doi: [10.20473/vol5iss20183pp200-215](https://doi.org/10.20473/vol5iss20183pp200-215).
- [32] M. I. Rizki and T. A. Taqiyuddin, "Penerapan Model SARIMA untuk Memprediksi Tingkat Inflasi di Indonesia," *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, vol. 7, no. 2, Aug. 2021. doi: [10.24014/jsms.v7i2.13168](https://doi.org/10.24014/jsms.v7i2.13168).
- [33] I. Ernawati, W. Somayasa, Arman, and Alfian, "Pemilihan Model Regresi Linier Berganda dengan Kriteria AIC," *Jurnal Matematika, Komputasi dan Statistika*, vol. 3, no. 1, pp. 233–237, 2023.
- [34] P. Ningsih, Maiyastri, and Y. Asi, "Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara ke Sumatera Barat Melalui Bandara Internasional Minangkabau dengan Model SARIMA," *Jurnal Matematika UNAND*, vol. 8, no. 2, pp. 128–134, 2019. doi: [10.25077/jmu.8.2.128-134.2019](https://doi.org/10.25077/jmu.8.2.128-134.2019).
- [35] A. Iswari, Y. Angraini, and M. Masjukur, "Comparison of The SARIMA Model and Intervention in Forecasting The Number of Domestic Passengers at Soekarno-Hatta International Airport," *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 6, no. 1, pp. 132–146, May 2022. doi: [10.29244/ijsa.v6i1p132-146](https://doi.org/10.29244/ijsa.v6i1p132-146).
- [36] N. Sunengsih, "Seleksi Variabel Dalam Analisis Regresi Multivariat Multipel," in *Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika*, 2009, pp. 567–580.
- [37] M. A. Erdianto, "Perancangan Model Peramalan Jangka Pendek Harga Komoditas Pertanian di Indonesia Menggunakan Machine Learning," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 3, no. 4, pp. 338–346, 2023.
- [38] I. Fahria, D. Y. Dalimunthe, R. Amelia, I. Sulistiana, and B. D. A. Prayanti, "Prediksi Spot Price Komoditas Emas Berjangka dengan Pendekatan Vector Error Correction Model," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 5, no. 2, pp. 339–350, Aug. 2023. doi: [10.34312/jjom.v5i2.18737](https://doi.org/10.34312/jjom.v5i2.18737).
- [39] Nurfitri, Yundari, and S. Martha, "Pemodelan Data Runtun Waktu dengan ARIMAX," *Bimaster : Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*, vol. 9, no. 1, Jan. 2020. doi: [10.26418/bbimst.v9i1.38667](https://doi.org/10.26418/bbimst.v9i1.38667).
- [40] S. Aktivani, "Uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019," *Jurnal Statistika dan Komputasi*, vol. 6, no. 1, pp. 26–33, Jan. 2021.
- [41] S. Deviana, Nusyirwan, D. Azis, and P. Ferdias, "Analisis Model Autoregressive Integrated Moving Average Data Deret Waktu Dengan Metode Momen Sebagai Estimasi Parameter," *Jurnal Siger Matematika*, vol. 02, no. 02, pp. 57–67, 2021. doi: [10.23960/jsm.v2i2.2812](https://doi.org/10.23960/jsm.v2i2.2812).
- [42] R. Yuliyanti and E. Arliani, "Peramalan Jumlah Penduduk Menggunakan Model ARIMA," *Jurnal Kajian dan Terapan Matematika*, vol. 8, no. 2, pp. 114–128, 2022.
- [43] U. L. R. Daryanti, Sugianti, and I. P. Astuti, "Prediksi Harga Cabai Menggunakan Fuzzy Time Series Model Chen," *Jurnal Rekayasa Teknologi dan Komputasi*, vol. 1, no. 2, pp. 1–16, 2022.
- [44] D. W. Lestari, "Peramalan Harga Bawang Merah dan Cabai Merah Menggunakan ARIMAX," Universitas Islam Indonesia, 2023. Accessed: Jul. 05, 2024. [Online]. Available: <https://dspace.uii.ac.id/handle/123456789/44487>.