

## Metode *Autoregressive Integrated Moving Average (Arima)* dalam Memprediksi Jumlah Penumpang Kereta Api Kota Binjai

**Queenty Dhea Haura Br Sitepu**

Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

Korespondensi penulis: [qdheahaura@gmail.com](mailto:qdheahaura@gmail.com)

**Sutarman Sutarman**

Universitas Sumatera Utara

E-mail: [sutarman@usu.ac.id](mailto:sutarman@usu.ac.id)

**Machrani Adi Putri Siregar**

Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

E-mail: [machraniadiputri@uinsu.ac.id](mailto:machraniadiputri@uinsu.ac.id)

Alamat: Jl. Lap. Golf No.120, Kp. Tengah, Kec. Pancur Batu, Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara 20353

**Abstract.** *The importance of land transportation services such as PT. Indonesian Railways are increasing among the public lately, especially in Binjai City. Therefore, this study aims to try to model and forecast the number of passengers of PT. Indonesian Railways in the region. In this study, the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model was used which has proven effective. For research in Binjai City, the ARIMA(1,1,1) model showed good results. The data used in this study includes the number of passengers of PT. Binjai City Railway from January 2022 to December 2022. The forecasting accuracy rate was evaluated using MAPE (Mean Absolute Percentage Error), which reached a value of 4.437%. This figure shows that forecasting has an error rate of less than 10%, so it can be categorized as excellent forecasting. The results of this study provide valuable insights for PT. Binjai City Railway to plan resources and optimize their passenger services. However, further research can still be done to improve forecasting methods and expand the reach of research to other regions.*

**Keywords:** *Forecasting, Time Series, ARIMA*

**Abstrak.** Pentingnya layanan transportasi darat seperti PT. Kereta Api Indonesia semakin meningkat di kalangan masyarakat belakangan ini, terutama di Kota Binjai. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mencoba memodelkan dan meramalkan jumlah penumpang PT. Kereta Api Indonesia di wilayah tersebut. Dalam penelitian ini, digunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* yang telah terbukti efektif. Untuk penelitian di Kota Binjai, model ARIMA(1,1,1) menunjukkan hasil yang baik. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup jumlah penumpang PT. Kereta Api Kota Binjai dari bulan Januari 2022 hingga Desember 2022. Tingkat akurasi peramalan dievaluasi menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), yang mencapai nilai 4,437%. Angka ini menunjukkan bahwa peramalan memiliki tingkat kesalahan kurang dari 10%, sehingga bisa dikategorikan sebagai peramalan yang sangat baik. Hasil penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi PT. Kereta Api Kota Binjai untuk merencanakan sumber daya dan mengoptimalkan pelayanan penumpang mereka. Namun, penelitian lebih lanjut masih bisa dilakukan untuk memperbaiki metode peramalan dan memperluas jangkauan penelitian ke wilayah lain.

**Kata kunci:** *Forecasting, Time Series, ARIMA*

## LATAR BELAKANG

Dalam proses pengambilan keputusan, peramalan menjadi teknik yang penting dan tidak boleh diabaikan. Tujuannya adalah memproyeksikan apa yang mungkin terjadi di masa mendatang berdasarkan data masa lalu. Analisis deret waktu merupakan suatu metode peramalan yang mengandalkan pendekatan deret waktu sebagai referensi untuk memprediksi data di masa mendatang. Metode ini memerlukan data aktual masa lalu sebagai referensi untuk mengidentifikasi pola data yang diperlukan, sehingga dapat menghasilkan cara yang tepat untuk meramalkan. Tingkat keakuratan cara yang dilakukan dalam meramalkan, akan berdampak pada hasil peramalan yang dihasilkan.

Pemerintah melalui unit Badan Usaha Milik Negara (BUMN) bertugas menjalankan tanggung jawab mengelola perusahaan-perusahaan di sektor transportasi, termasuk di dalamnya adalah pengelolaan kereta api. PT Kereta Api Indonesia ialah salah satu opsi transportasi darat yang sering digunakan untuk perjalanan jarak jauh. PT Kereta Api Indonesia (Persero) Binjai adalah perusahaan pemerintah yang mengoperasikan kereta api di wilayah Kota Binjai, Sumatera Utara dengan lintasan Binjai-Medan. Dengan semakin majunya teknologi, dibutuhkan perkiraan jumlah penumpang di masa depan guna melayani peningkatan jumlah penumpang tersebut. Terutama dalam mengerti atau menyadari akan pentingnya persiapan di masa yang akan datang. Peramalan sering kali terkait dengan perencanaan dalam mengelola operasional suatu organisasi. Keputusan peramalan digunakan sebagai informasi penting bagi manajemen agar dapat memperkuat perencanaan yang efektif dan efisien.

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah sejenis model peramalan yang menggunakan data historis untuk membuat ramalan yang akurat. Model ini tidak memperhitungkan variabel independen dan berfokus pada nilai-nilai sekarang dan lampau dari variabel dependen. Dengan menggunakan ARIMA, kita dapat memprediksi dengan baik apa yang mungkin terjadi dalam jangka pendek.

Analisis model ARIMA pada data *time series*, seperti jumlah penumpang kereta api, merupakan metode yang digunakan untuk melakukan estimasi dan peramalan di masa depan. Dalam analisis ini, data penumpang dapat dimodelkan dalam bentuk ARIMA ( $p,d,q$ ), yang dapat digunakan sebagai dasar untuk perencanaan dan prediksi jumlah penumpang kereta api untuk periode waktu mendatang. Dengan menggunakan model ini, kita dapat memperoleh perkiraan yang berguna dalam merencanakan kegiatan transportasi kereta api.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Nurjanah (2018), ia menggunakan Metode ARIMA untuk memprediksi jumlah penumpang PT. Kereta Api Indonesia di Pulau Sumatera. Setelah dilakukan analisis, ditemukan bahwa model ARIMA(1,1,1) adalah model terbaik untuk

melakukan peramalan. Model ini memenuhi syarat pentingnya parameter, memiliki *white noise*, dan memiliki MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) terendah. Dengan demikian, model ARIMA(1,1,1) ini dapat digunakan secara cocok dan tepat untuk meramalkan jumlah penumpang PT.Kereta Api Indonesia di Pulau Sumatera.

Tujuan Penelitian ini adalah untuk menggunakan metode ARIMA dalam meramalkan jumlah penumpang di PT Kereta Api Indonesia di Kota Binjai. Metode ini dipilih karena memiliki fleksibilitas untuk mengikuti pola data yang ada serta memiliki tingkat akurasi peramalan yang tinggi. Metode ARIMA juga dapat dengan cepat meramalkan berbagai variabel hanya dengan menggunakan data historis. Meskipun perlu dilakukan stasionerisasi pada data dalam prosesnya, metode ini tetap mampu menerima semua jenis model data. Selain itu, metode ARIMA dianggap lebih akurat dalam peramalan jangka pendek.

## METODE PENELITIAN

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan kombinasi dari model AR (*Autoregressive*) dan MA (*Moving Average*). Model ARIMA dapat digunakan untuk mendefinisikan data *time series* yang telah stasioner atau belum stasioner. Model ARIMA memiliki bentuk umum yang ditulis dengan derajat AR ( $p$ ), derajat selisih ( $d$ ), dan derajat MA ( $q$ ), maka modelnya ditulis ARIMA ( $p,d,q$ ) yang memiliki bentuk umum sebagai berikut (Cowpertwait, 2009):

$$(1-B)^d (Y_t - \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p}) = (\varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}) \quad (1)$$

Terdapat beberapa tahapan dalam pemodelan dan peramalan menggunakan metode ARIMA, yaitu: identifikasi model, penaksiran parameter, uji diagnostik dan uji kebaikan model.

### 1. Identifikasi Model

Identifikasi model dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Menyiapkan data jumlah penumpang kereta api perjalanan Kota Binjai-Medan dari bulan Januari 2022 hingga Desember 2022.
- b. Membuat plot deret waktu, *Autocorrelative Function* (ACF), dan *Partial Autocorrelative Function* (PACF) untuk data aktual.
- c. Mengidentifikasi apakah data sudah mencapai stasioneritas. Jika rata-rata data masih belum stasioner, maka akan dilakukan differensiasi. Sedangkan jika variansi data masih belum stasioner, maka akan dilakukan transformasi.
- d. Setelah data mencapai stasioneritas dalam hal rata-rata dan variansi, langkah berikutnya adalah melakukan penentuan model.

## 2. Penaksiran Parameter

Langkah berikutnya adalah mencari nilai perkiraan dari model yang memungkinkan dan melakukan uji signifikansi terhadap parameter model. Pengujian ini dilakukan untuk memastikan bahwa model tersebut signifikan, yang berarti model tersebut layak digunakan. Proses estimasi nilai dan uji signifikansi parameter dapat dilakukan menggunakan perangkat lunak SPSS23.

## 3. Uji Diagnostik

Secara umum, jika  $\hat{\theta}$  merupakan nilai estimasi parameter dari  $\theta$  untuk semua model ARIMA tertentu, maka standar deviasi ( $\hat{\theta}$ ) akan menjadi estimasi *standar error* dari nilai estimasi  $\hat{\theta}$ . Melalui tahap ini, uji signifikansi dapat dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

### 1. Hipotesis

$H_0 : \theta = 0$  parameter model signifikan

$H_1 : \theta \neq 0$  minimal ada satu parameter model yang tidak signifikan

2. Statistik Uji :  $|t| = \frac{(\hat{\theta}_1)}{se(\hat{\theta}_1)}$

3. Keputusan : Tolak  $H_0$  jika  $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}; df=n-n_p, n_p}$  adalah banyaknya parameter.

Uji diagnostik dilakukan untuk mengevaluasi kecocokan model terbaik. Dalam uji ini, kesesuaian model dengan data dimodelkan dan hasil residual harus memenuhi asumsi *white noise* dan distribusi normal. Untuk menguji varians, kita dapat menggunakan plot residual dan ACF/PACF yang signifikan. Plot ACF digunakan untuk memeriksa asumsi *white noise*. Jika tidak ada lag yang melewati batas signifikan, maka model memenuhi asumsi *white noise*. Grafik residu yang mengikuti garis diagonal atau linear menunjukkan distribusi normal. Namun, jika grafik tidak beraturan atau tidak mengikuti garis linear, maka residu tidak berdistribusi normal.

Dalam menguji asumsi *white noise* pada data, dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung Box*.

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^i \frac{\hat{p}_k^2}{(n-k)} \quad (2)$$

Uji ini bertujuan untuk menentukan apakah terdapat autokorelasi antara residual pada setiap lag dalam analisis deret waktu dengan ARIMA. Dalam memilih model terbaik dalam ARIMA, digunakan hipotesis berikut:

1.  $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$  (autokorelasi residual ARIMA  $(p,d,q)$  tidak signifikan)
2.  $H_1: \rho_i \neq 0, i = 1,2,3, \dots k$  (autokorelasi residual ARIMA $(p,d,q)$  signifikan)

#### 4. Uji Kebaikan Model

Setelah suatu model diidentifikasi dan terbentuk lebih dari satu model yang sesuai, proses dilanjutkan untuk mencari model yang paling optimal. Kriteria pemilihan model ARIMA untuk peramalan didasarkan pada nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang paling kecil. AIC digunakan sebagai penilaian kualitas pemilihan model tersebut. Rumus untuk menghitung nilai AIC dapat dinyatakan seperti berikut: (Wei, 2006).

$$AIC(m) = n \ln \sigma_\alpha^2 + 2m \quad (3)$$

Ketepatan model terbaik adalah penting untuk mengevaluasi hasil peramalan. Ada beberapa metode yang digunakan untuk menghitung tingkat ketepatan, termasuk *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage* (MAPE) juga berfungsi untuk mengukur tingkat kesalahan dalam peramalan. Semakin kecil nilai kesalahan dalam suatu model, maka semakin baik model tersebut.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (4)$$

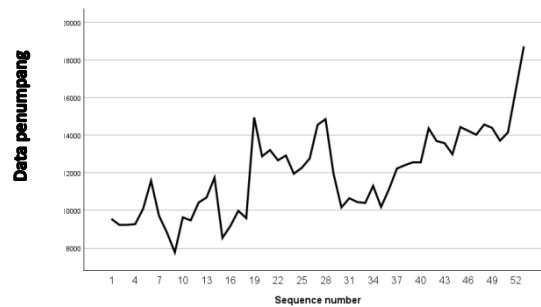
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \quad (5)$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Identifikasi Model

#### a. Plot data

Berikut ini merupakan plot data jumlah penumpang PT. Kereta Api Indonesia di Kota Binjai dari bulan Januari tahun 2022 hingga bulan Desember tahun 2022.

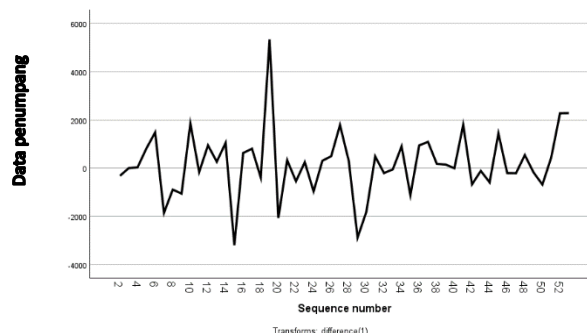


Gambar 1 Plot Data Jumlah Penumpang Kereta Api Kota Binjai

Pada Gambar 1, terlihat plot data penumpang kereta api dari bulan Januari hingga Desember 2022 menunjukkan adanya pola naik turun dan tren peningkatan yang konsisten dimana data terus mengalami kenaikan. Berdasarkan diagram deret waktu yang ada, simpulan yang dapat diambil adalah bahwa data jumlah penumpang tidak menunjukkan kestasioneran dalam rata-rata karena terjadi perubahan rata-rata dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, dilakukan proses pengubahan kestasioneran data menggunakan metode *differencing*, yaitu dengan mengurangi nilai pada satu periode dengan nilai pada periode sebelumnya.

#### b. Stasioneritas Data

Berikut merupakan plot data jumlah penumpang PT. Kereta Api Indonesia di Kota Binjai dari bulan Januari tahun 2022 hingga bulan Desember tahun 2022 yang telah di *differencing*.



Gambar 2 Plot Data Jumlah Penumpang Kereta Api di Kota Binjai Hasil *Differencing* Pertama

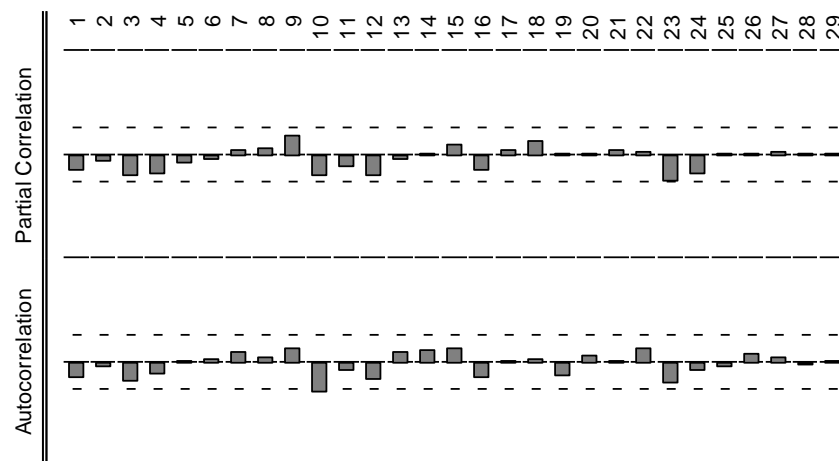
Dari plot *time series* pada Gambar 2, dapat dilihat bahwa pola yang terbentuk menunjukkan bahwa data telah menjadi stasioner. Oleh karena itu, data tersebut bisa langsung digunakan untuk pembentukan model ARIMA. Hal ini juga dapat dikonfirmasi dengan menggunakan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) seperti yang terlihat pada Tabel 4.2, dimana hasilnya menunjukkan bahwa nilai *p-value* lebih kecil dari  $\alpha$ , yaitu  $0.01 < 5\%$ . Dengan demikian, data hasil *differencing* pertama dapat dianggap telah menjadi stasioner karena menghasilkan *p-value* yang kurang dari 5%.

**Tabel 1.** Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF)

<i>Dickey Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Hypothesis</i>
-2,919	0,00	stationary

### c. Plot ACF dan PACF

Setelah berhasil mendapatkan data yang stasioner melalui hasil *differencing* pertama, langkah selanjutnya adalah menentukan nilai taksiran ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*). Informasi lebih lanjut mengenai nilai-nilai tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.3 berikut:



**Gambar 3** Plot ACF dan PACF Data Jumlah Peumpang Kereta Api di Kota Binjai Hasil *Differencing* Pertama

Dari Gambar 3, tidak ada lag pada plot ACF dan PACF yang melampaui batas *limit confidence lower* atau batas signifikan bawah maupun batas *limit confidence upper* atau batas signifikan atas. Ini berarti bahwa hasil *differencing* pertama pada plot ACF tidak menghasilkan lag yang signifikan. Dalam hal ini,

dapat disimpulkan bahwa pola *moving average* (MA) dan model *Autoregressive* (AR) dapat diuji dengan metode trial dan error.

## 2. Estimasi Model Arima(p,d,q) yang Sesuai

Berdasarkan analisis plot ACF dan PACF, terlihat bahwa tidak ada grafik yang signifikan pada lag. Oleh karena itu, pola *Autoregressive* (AR) dan pola *moving average* (MA) dapat diuji dengan metode *trial* dan *error*. Ketika tidak terlihat pola yang signifikan pada plot ACF dan PACF. Dalam kondisi ini, kita dapat mencoba berbagai kombinasi nilai  $p$  (untuk AR) dan  $q$  (untuk MA) secara berulang-ulang, serta menganalisis kualitas model yang terbentuk, seperti melihat nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) dan MSE (*Means Squared Errors*).

SSE (*Sum of Squared Errors*) dan MSE (*Means Squared Errors*) memiliki hubungan yang erat. MSE dapat dianggap sebagai ukuran perataan SSE berdasarkan jumlah observasi, yang memberikan kita gambaran tentang seberapa akurat prediksi model dalam memperkirakan nilai aktual. Semakin rendah nilai SSE atau MSE, semakin baik model dalam menjelaskan data dan meminimalkan kesalahan prediksi (Sungkawa, 2011).

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa data hasil diferensiasi pertama adalah data yang stasioner. Oleh karena itu, untuk mengolah data ini, dapat menggunakan model sementara ARIMA( $p,1,q$ ) dengan bantuan software EViews sebagai berikut.

**Tabel 2.** Estimasi ARIMA yang Sesuai

No	Model	AIC	SSE	Adj.R Square	Var Sig
1.	ARIMA(1,1,0)	17.3519	931304	-0,0164	-
2.	ARIMA(2,1,0)	17.3867	927718	-0,0336	-
3.	ARIMA(0,1,1)	17.3466	926003	-0,0106	-
4.	ARIMA(0,1,2)	17.3512	891032	0,0072	MA(1)
5.	ARIMA(1,1,1)	17.2769	791850	0,1177	AR(1)
6.	ARIMA(2,1,1)	17.3142	789634	0,1014	AR(1)
7.	ARIMA(1,1,2)	17.3145	790271	0,1007	-
8.	ARIMA(2,1,2)	17.3535	791981	0,0792	-

Menurut Tabel 2, setelah dilakukan berbagai percobaan, ditemukan bahwa model terbaik dari hasil *differencing* pertama yang telah menunjukkan sifat stasioner adalah model ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(2,1,1).



### 3. Penaksiran Parameter dan Pemeriksaan Diagnostik

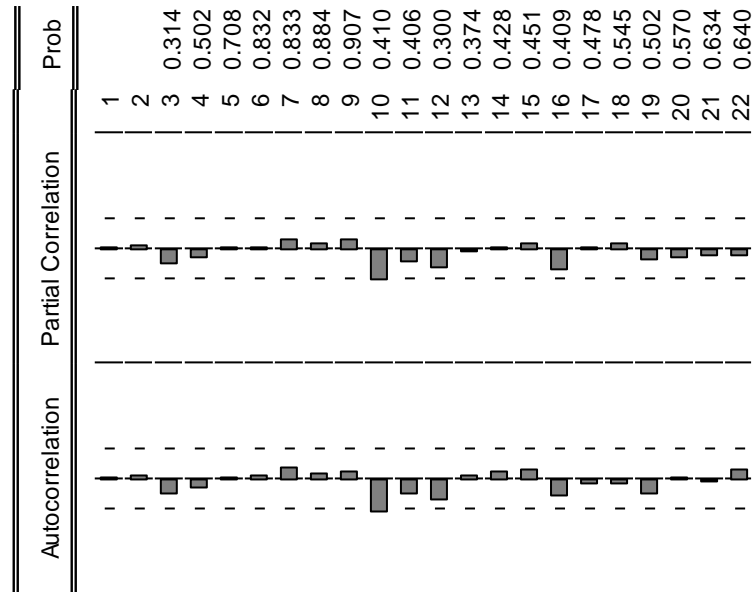
Setelah mendapatkan model-model selama tahap identifikasi, langkah berikutnya adalah melakukan estimasi parameter dan pemeriksaan diagnostic untuk model ARIMA(1,1,1), dan ARIMA(1,1,2).

**Tabel 3.** Estimasi Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Nilai Parameter	Nilai $t_{hitung}$	Nilai $t_{tabel}$	Signifikansi
ARIMA(1,1,1)	$\delta_1$	0,6269	3,6703	2,007	Signifikan
	$\alpha_1$	-1,0000	0,0006	2,007	Tidak
ARIMA(2,1,1)	$\delta_1$	0,6454	3,6422	2,007	Signifikan
	$\delta_2$	-0,0371	0,1789	2,007	Tidak
	$\alpha_1$	-1,0000	0,0005	2,007	Tidak

Dari Tabel 3, dapat diketahui bahwa pada model ARIMA(1,1,1), parameter yang signifikan adalah AR(1), sedangkan parameter MA(1) tidak signifikan. Pada model ARIMA(2,1,1), parameter yang signifikan adalah AR(1), sedangkan AR(2) dan MA(2) tidak signifikan. Oleh karena itu, model yang lebih baik adalah model ARIMA(1,1,1), karena pada kedua model tersebut, hanya model AR(1) yang signifikan.

Setelah melakukan pengujian signifikansi parameter, langkah selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan diagnostik pada model ARIMA (1,1,1). Berikut hasil yang diperoleh:



**Gambar 4** Plot ACF dan PACF Data Jumlah Penumpang Kereta Api di Kota Binjai Hasil Uji *White Noise*.

Dari Gambar 4, dapat dilihat bahwa hasil residual memenuhi asumsi residual white noise dan berdistribusi normal berdasarkan plot ACF dan PACF. Dalam hasil ACF dan PACF, terlihat bahwa probabilitas nilai yang signifikan adalah lebih besar dari 0,05, sehingga memenuhi asumsi. Pada plot ACF, tidak ada lag yang melewati batas signifikan, yang berarti bahwa jika grafik residu menunjukkan pola yang berada di sekitar garis diagonal atau garis linear, maka residu akan berdistribusi normal.

Oleh karena itu, untuk data jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai, model terbaik yang direkomendasikan adalah model ARIMA (1,1,1). Persamaannya adalah sebagai berikut:

$$\delta(B)(1 - B)^d Z_t = \alpha(B) \varepsilon_t$$

$$(1 - B - \delta_1 B + \delta_1 B^2) Z_t = \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}$$

$$Z_t - BZ_t - \delta_1 BZ_t + \delta_1 B^2 Z_t = \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + \delta_1 Z_{t-1} - \delta_1 Z_{t-2} + \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + \delta_1 (Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}$$

$$Y_t = \delta_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1}$$

$$Y_t = \delta_1 Z_{t-1} - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$Z_t = 121,3363 + 0,626 Z_{t-1} - 1,0000 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

#### 4. Peramalan

Tahap ini adalah tahap penting untuk menghasilkan prediksi ramalan, yang didasarkan pada model yang telah dipilih sebelumnya. Dalam konteks ini, model yang terpilih akan digunakan untuk melakukan prediksi ramalan jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai. Tahap prediksi ramalan dilakukan untuk menentukan nilai-nilai prediksi jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai pada tahun 2018, dan hasilnya adalah sebagai berikut:

**Tabel 4.** Hasil Peramalan ARIMA(1,1,1)

Periode	Hasil peramalan	Periode	Hasil peramalan	Periode	Hasil peramalan
07/01/2023	15204	13/05/2023	17389	16/09/2023	19573
14/01/2023	15326	20/05/2023	17510	23/09/2023	19694
21/01/2023	15447	27/05/2023	17632	30/09/2023	19816
28/01/2023	15569	03/06/2023	17753	07/10/2023	19937
04/02/2023	15690	10/06/2023	17874	14/10/2023	20058
11/02/2023	15811	17/06/2023	17996	21/10/2023	20180
18/02/2023	15933	24/06/2023	18117	28/10/2023	20301
25/02/2023	16054	01/07/2023	18238	04/11/2023	20422
04/03/2023	16175	08/07/2023	18360	11/11/2023	20544
11/03/2023	16297	15/07/2023	18481	18/11/2023	20665
18/03/2023	16418	22/07/2023	18602	25/11/2023	20786
25/03/2023	16540	29/07/2023	18724	02/12/2023	20908
01/04/2023	16661	05/08/2023	18845	09/12/2023	21029
08/04/2023	16782	12/08/2023	18966	16/12/2023	21150
15/04/2023	16904	19/08/2023	19088	23/12/2023	21272
22/04/2023	17025	26/08/2023	19209	30/12/2023	21393
29/04/2023	17146	02/09/2023	19330		
06/05/2023	17268	09/09/2023	19452		

Berdasarkan data yang tercantum pada Tabel 4 terlihat bahwa jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai terus mengalami peningkatan. Perbedaan yang besar ini dapat menunjukkan adanya perubahan tren permintaan atau faktor-faktor eksternal yang mempengaruhi tingkat kunjungan penumpang. Hal ini penting untuk dipertimbangkan dalam perencanaan dan pengelolaan transportasi guna memastikan tersedianya kapasitas yang memadai untuk mengakomodasi fluktuasi tersebut.

#### 5. Kalibrasi Model

Langkah terakhir dalam analisis *time series* adalah melakukan kalibrasi. Dalam penelitian ini, kalibrasi dilakukan menggunakan data perbandingan antara hasil peramalan dan data aktual selama 4 bulan. Data perbandingan hasil peramalan dan data asli untuk periode mendatang dapat disajikan dalam Tabel 6 sebagai berikut:

**Tabel 5.** Perbandingan Hasil Ramalan dan Data Asli

Tanggal	Data Asli	Hasil Peramalan	Selisih
03/09/2022	11130	11317	-187
10/09/2022	12223	12074	149
17/09/2022	12403	12594	-191
24/09/2022	12555	12965	-410
01/10/2022	12553	13243	-690
08/10/2022	14359	13462	897
15/10/2022	13686	13645	41
22/10/2022	13574	13805	-231
29/10/2022	12986	13951	-965
05/11/2022	14428	14087	341
12/11/2022	14226	14218	8
19/11/2022	14020	14345	-325
26/11/2022	14563	14471	92
03/12/2022	14383	14594	-211
10/12/2022	13703	14717	-1014
17/12/2022	14146	14839	-693
24/12/2022	16426	14961	1465
31/12/2022	18713	15083	3630

Dalam Tabel 6, terdapat perbedaan antara hasil peramalan jumlah penumpang kereta api pada bulan September hingga Desember dengan data aslinya. Berdasarkan perhitungan menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), ditemukan hasil sebesar 4,437% untuk peramalan jumlah penumpang kereta api. Dalam konteks ini, nilai MAPE yang kurang dari 10% menunjukkan peramalan yang sangat baik. Keakuratan peramalan tersebut menunjukkan bahwa estimasi jumlah penumpang kereta api memiliki tingkat ketepatan yang tinggi.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil penelitian menggunakan metode ARIMA, dilakukan analisis menggunakan plot data jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai untuk mengevaluasi kestasioneran data dengan melihat nilai rata-rata. Berdasarkan diagram deret waktu, dapat disimpulkan bahwa data jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai dari bulan Januari 2022 hingga Desember 2022 tidak stasioner. Untuk itu, perlu dilakukan proses pembedaan (*differencing*) dengan mengurangi nilai pada periode tertentu dengan nilai pada periode sebelumnya untuk mencapai stasioneritas data. Setelah melakukan proses *differencing* pertama, dilakukan pemeriksaan stasioneritas menggunakan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) yang menghasilkan nilai *p*-value yang lebih kecil dari  $\alpha$ , yaitu  $0.01 < 5\%$ . Hal ini

menunjukkan bahwa data hasil *differencing* pertama sudah bersifat stasioner.

Selanjutnya, berdasarkan analisis plot ACF dan PACF, terlihat bahwa grafik tidak menunjukkan pola yang signifikan pada lag tertentu. Dengan demikian, dapat dilakukan penentuan pola *Autoregressive* (AR) dan pola *Moving Average* (MA) melalui metode *trial and error*. Dari hasil percobaan tersebut, dapat disimpulkan bahwa data hasil *differencing* pertama adalah data yang bersifat stasioner, dan model sementara yang dapat digunakan adalah  $ARIMA(p,1,q)$ . Setelah dilakukan serangkaian percobaan, didapatkan hasil terbaik untuk data hasil *differencing* pertama adalah model  $ARIMA(1,1,1)$  dan  $ARIMA(2,1,1)$ .

Kemudian melakukan penaksiran dan pengujian parameter, diperoleh model yang signifikan yaitu  $ARIMA(1,1,1)$ . Nilai koefisien  $\delta_1$  adalah 0,6269 dengan nilai *standard error* sebesar 0,1708, sedangkan nilai koefisien  $\alpha_1$  adalah -1,0000 dengan *standard error* sebesar 1489,2. Model ini memiliki log likelihood sebesar -445,201 dan nilai AIC (*Akaike Info Criterion*) sebesar 17,27699. Dikarenakan parameter model  $AR(1)$  memiliki tingkat signifikansi yang cukup tinggi dan asumsi *white noise* serta distribusi normal pada residual terpenuhi, maka dapat disimpulkan bahwa model yang sesuai adalah model  $ARIMA(1,1,1)$ .

Tahap terakhir adalah menerapkan model terbaik untuk meramalkan jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai. Model terbaik yang telah ditemukan adalah  $ARIMA(1,1,1)$ , dan model ini akan digunakan untuk melakukan peramalan. Tahap peramalan akan melibatkan penentuan nilai-nilai hasil peramalan jumlah penumpang kereta api dimasa mendatang.

Penelitian ini menggunakan model  $ARIMA$  dalam melakukan prediksi hanya untuk periode 12 bulan mendatang dengan alasan yang mendasar. Pertama, batasan periode prediksi hanya pada 12 bulan bertujuan untuk fokus pada jangka waktu yang lebih dekat dan relevan dalam menghadapi situasi terkait dengan pandemi COVID-19. Perbedaan yang signifikan antara prediksi pada bulan pertama dan bulan ke-12 dapat dikaitkan dengan pengaruh faktor-faktor yang memengaruhi aktivitas sosial dan ekonomi. Pada bulan ke-12, yang merupakan akhir tahun 2022, diharapkan terjadi peningkatan kondisi kehidupan masyarakat secara signifikan. Langkah-langkah pencegahan dan peningkatan vaksinasi yang diterapkan di berbagai sektor akan membawa aktivitas kembali normal seperti sebelum pandemi.

Penelitian ini mengedepankan perubahan yang terjadi pada akhir tahun 2022 sebagai hasil perbaikan kondisi pandemi COVID-19. Dengan membatasi periode prediksi hingga 12 bulan mendatang, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi tren dan pola yang mungkin terjadi dalam jangka waktu yang relevan serta membuat prediksi yang lebih akurat untuk masa depan yang lebih dekat. Namun, penting untuk diingat bahwa prediksi ini dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal yang sulit untuk diprediksi sepenuhnya, sehingga diperlukan

analisis lebih lanjut guna memvalidasi hasil prediksi tersebut.

Dalam Tabel 6, terdapat perbedaan antara hasil peramalan jumlah penumpang kereta api pada bulan September hingga Desember dengan data aslinya. Berdasarkan perhitungan menggunakan metode Mean Absolute Percentage Error (MAPE), ditemukan hasil sebesar 4,437% untuk peramalan jumlah penumpang kereta api. Dalam konteks ini, nilai MAPE yang kurang dari 10% menunjukkan peramalan yang sangat baik. Keakuratan peramalan tersebut menunjukkan bahwa estimasi jumlah penumpang kereta api memiliki tingkat ketepatan yang tinggi.

Hubungan antara hasil peramalan dan data aktual adalah petunjuk penting untuk mengevaluasi keakuratan peramalan. Jika peramalan dan data aktual memiliki kesesuaian yang baik, itu menunjukkan keberhasilan peramalan dalam menangkap tren dan pola data.

Peramalan memiliki karakteristik khusus yang berkaitan dengan kesesuaian metode peramalan dalam meramalkan data aktual. Perbedaan antara hasil peramalan dan data aktual disebut kesalahan peramalan (*error*). Oleh karena itu, evaluasi peramalan penting untuk meningkatkan kualitas peramalan di masa mendatang dan merumuskan strategi yang lebih tepat berdasarkan data aktual yang terjadi.

## KESIMPULAN

Kesimpulan yang didapatkan berdasarkan hasil dan pembahasan adalah sebagai berikut:

1. Model *time series* terbaik pada peramalan jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai dari bulan Januari tahun 2022 sampai bulan Desember tahun 2022 menggunakan model ARIMA (1,1,1) dengan persamaan  $Z_t = 121,3363 + 0,626Z_{t-1} - 1,0000\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$
2. Berdasarkan hasil peramalan, terdapat peningkatan signifikan jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai dari Januari hingga Desember 2023. Dengan adanya peningkatan jumlah penumpang ini, perlu dilakukan upaya untuk meningkatkan kualitas pelayanan, kapasitas, dan efisiensi sistem transportasi kereta api di Kota Binjai agar dapat memenuhi permintaan yang tinggi dan memberikan pengalaman perjalanan yang lebih baik bagi penumpang.

## REKOMENDASI

Berdasarkan prestasi dan dampak yang diharapkan dari penelitian ini, peneliti merekomendasikan:

1. Diharapkan Bagi pembaca yang tertarik dengan *time series*, diharapkan dapat melakukan penelitian lebih lanjut tentang peramalan dan dapat mengembangkan model peramalan yang lebih baik untuk memprediksi jumlah penumpang di masa mendatang.
2. Diharapkan para peneliti selanjutnya yang tertarik untuk mengkaji peramalan jumlah penumpang kereta api di Kota Binjai diharapkan menggunakan metode peramalan yang berbeda. Selain itu, disarankan agar melakukan perbandingan antara beberapa metode peramalan berdasarkan data *time series* yang ada.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Dr. Sutarman, M.Sc dan Machrani Adi Putri Siregar, S.Si., M.Pd yang telah mendukung dan membimbing dalam penyelesaian penelitian ini hingga bisa tersusun dalam paper untuk dipublikasikan.

## DAFTAR REFERENSI

- Andriyanto, U.S. dan Basith, A.1999. *Metode Dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Erlangga.
- Arsyad, L. 1994. *Peramalan Bisnis*. Yogyakarta: BPFE-Yogyakarta.
- Aswi dan Sukarna. 2006. *Analisis Deret Waktu Aplikasi dan Teori*. Makassar: Andira Publisher.
- Cowpewartait, Paul S.P.2009. *Introductory Time Series with R*.USA: Springer Dordrecht Heidelberg Londo New York.
- Durrah, Fara Inka dkk. 2018. *Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat Di Bandara Sultan Iskandar Muda Dengan Metode SARIMA ( Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)*. Jurnal Statistika 1(1), 1-11.
- Hanke, J. E. & Wichers, D. W. 2005. *Business Forecasting Eight Edition*. New Jersey: Pearson Prentice hall.
- Hidayat, Raditya.2019. Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Penataran Dengan Metode Arima Box Jenkins Dan Exponential Smoothing. Surabaya: Jurnal Mahasiswa Universitas Brawijaya.
- Juanda, Bambang, dan Juandi.2021. *Ekonometrika Deret Waktu Teori dan Aplikasi*. Bogor: PT Penerbit IPB Press.
- Lestari, N. & Wahyuningsih, N.2012. *Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA (Studi kasus: Kusuma Agrowisata)*. Jurnal Sains dan Seni ITS Vol.1 No.1.

- Macridakis, Steven C. Wheelwright, Victor. E. Mc. Gee. 2004. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Penerbit Erlangga: Jakarta.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E. 2002. *Metode Aplikasi dan Peramalan*. Jakarta : Binarupa Aksara Publisher.
- Maryati, MC. 2001. *Statistik Ekonomi dan Bisnis Plus*. Yogyakarta: UPP AMP YKPN.
- Munawaroh, A. N. 2010. *Peramalan Jumlah Penumpang pada PT. Angkasa Pura I (PERSERO) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta dengan Metode Winter's Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA*. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.
- Nasir, W. Y. 2015. *Peramalan Jumlah Penumpang dari Pelayaran dalam Negeri di Pelabuhan Kota Makassar Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*. Makassar: Universitas Islam Negeri Alaudin Makassar.
- Nurjannah, Siti dkk . 2018. *Implementasi Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Di Pulau Sumatera*. Jurnal Teorema: Teori dan Riset Matematika 3(2), 145-156.
- Putri, Syifania . 2022. *Peramalan Jumlah Keberangkatan Penumpang Pelayaran Dalam Negeri Di Pelabuhan Tanjung Perak Menggunakan Metode ARIMA Dan SARIMA*. Jurnal Ilmiah Matematika 10(1), 61-67.
- PT Kereta Api Indonesia (Persero). *Jumlah Penumpang Kereta Api*. <https://ppid.kai.id/>. Diakses pada tanggal 30 Januari 2023. Pukul 13.40 WIB.
- Render, & Heizer. 2005. *Prinsip-Prinsip Manajemen Operasi*. Jakarta: Salemba Empat.
- Rusyida, Wilda Yulia. 2022. *Teknik Peramalan: Metode ARIMA dan Holt Winter*. Penerbit NEM.
- Seng Hansun. *Peramalan Data IHSG Menggunakan Metode Backpropagation*. Jurnal ULTIMATICS5, no.1 (2013): <https://doi.org/10.31937/ti.v5i1.310>.
- Sudiyono, Anton. 2001. *Pengantar Statistik Pendidikan*. Jakarta: PT RajaGrafindo Persada.
- Sungkawa, Iwa. & Ries Tri. 2011. *Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu Dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT Satriamandiri Citramulia*. Jurnal ComTech: Mathematics & Statistics Department 2(2), 636-645.
- Tantika, H. N. 2018. *Metode Seasonal ARIMA untuk Meramalkan Produksi Kopi dengan Indikator Curah Hujan Menggunakan Aplikasi R di Kabupaten Lampung Barat*. Lampung: Universitas Islam Negeri Raden Intan Lampung.
- Triyandini, H. 2017. *Peramalan Jumlah Kunjungan Wisata TMII Menggunakan Metode Seasonal ARIMA (SARIMA)*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Wilson, J. H., Keating, B., & Solutions, Inc., J. G. 2002. *Business Forecasting with Accompanying Excel-Based Forecast Xtm Software*. New York: McGraw Hill.
- Yendra, Rado dkk. 2015. *Perbandingan Estimasi Parameter pada Distribusi Eksponensial dengan Menggunakan Metode Maksimum Likelihood dan Metode Bayesian*. Jurnal Sains Matematika dan Statistika, 1(2):62-72.
- Yudi. 2018. *Peramalan Penjualan Mesin Industri Rumah Tangga Dengan Metode Fuzzy Time Series Ruy Chyn Tsaur*. Jurnal Informatika Kaputama (JIK) 2.



Wei, William, W.S. (2006). *Time series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, 2nd Edition*. USA: Pearson Educations, Inc.

WS, Harianto. 2018. *Penggunaan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Untuk Jumlah Permintaan Gula Rafinasi*.Makasar : UIN Alauddin Makasar.