

Perbandingan SARIMA dan Dekomposisi pada Peramalan Wisatawan Mancanegara di Sumatera Barat

Rosi Ramayanti^{1*}, Harifa Hananti², Nur Khasanah³, Beni Gusman⁴

^{1,2}UIN Syech M. Djamil Djambek, Bukittinggi, Indonesia

³Universitas Dharma Andalas, Padang, Indonesia

⁴Kementerian Sosial RI, Jakarta, Indonesia

Informasi Artikel

Diterima Redaksi: 3 November 2025

Revisi Akhir: 30 Desember 2025

Diterbitkan Online: 31 Desember 2025

Kata Kunci

Pariwisata

SARIMA

Korespondensi

Time Series

E-mail:

rosiramayanti@uinbukittinggi.ac.id

ABSTRACT

Tourism is a major driver of global economic growth, contributing over 10% of world GDP and generating employment for millions. West Sumatra, Indonesia, offers outstanding natural scenery and rich culture, but international tourist arrivals remain volatile. In January 2024, arrivals reached 4,689, increased to 7,107 in May 2024, and then dropped to 4,631 in June 2024. This variability makes dependable forecasting essential for tourism planning, including promotional programs, service capacity, and destination management. The projections can also support marketing targets, budget allocation, and infrastructure readiness for better policy decisions. This study forecasts international tourist arrivals to West Sumatra using two time-series approaches: Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) and a decomposition method. The best model is selected using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Root Mean Squared Error (RMSE). Monthly data are taken from Statistics Indonesia (BPS) for West Sumatra covering January 2010 to December 2024. Results show SARIMA is more accurate, with a MAPE of 1.91%, while decomposition yields 15%. Forecasts for 2025 indicate a peak in September at 10,686 visitors and a trough in March at 5,430 visitors.

Pariwisata merupakan motor penting ekonomi global karena menyumbang lebih dari 10% PDB dunia serta menciptakan lapangan kerja bagi jutaan orang. Provinsi Sumatera Barat memiliki daya tarik alam dan budaya yang kuat, namun kunjungan wisatawan mancanegara masih berfluktuasi. Pada Januari 2024 tercatat 4.689 kunjungan, meningkat hingga 7.107 pada Mei 2024, kemudian turun lagi menjadi 4.631 pada Juni 2024. Fluktuasi ini menuntut peramalan yang andal agar pemerintah dan pelaku usaha dapat menyusun program promosi, kapasitas layanan, dan pengelolaan destinasi secara tepat. Temuan ini dapat membantu penentuan target pemasaran, alokasi anggaran, dan kesiapan infrastruktur pariwisata daerah. Penelitian ini memprediksi jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Sumatera Barat menggunakan dua metode deret waktu, yaitu Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dan metode dekomposisi, lalu membandingkan kinerja model berdasarkan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Root Mean Squared Error (RMSE). Data berasal dari Badan Pusat Statistik Sumatera Barat periode Januari 2010–Desember 2024. Hasilnya, SARIMA lebih akurat dengan MAPE 1,91% dibanding dekomposisi 15%. Prediksi 2025 menunjukkan puncak pada September 10.686 wisatawan dan terendah pada Maret 5.430 wisatawan.



©2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the

Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (CC-BY-SA)
(<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

1. Pendahuluan

Pariwisata bukan hanya sekadar sektor yang memajukan ekonomi, namun juga merupakan alat untuk memperkenalkan budaya, tradisi dan keindahan alam kepada dunia. Dalam beberapa dekade terakhir, pariwisata telah menjadi pendorong utama pertumbuhan ekonomi global, menyumbang lebih dari 10% terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) dunia dan membuka lapangan pekerjaan bagi jutaan orang di seluruh dunia. Menurut data terbaru dari *World Tourism Organization* (UNWTO), sektor ini terus melaju pesat seiring dengan tingginya antusiasme terhadap destinasi wisata yang menyuguhkan pengalaman autentik serta berfokus pada prinsip keberlanjutan[1].

Indonesia sebagai negara kepulauan dengan kekayaan alam yang melimpah dan budaya yang sangat beragam, memiliki potensi besar dalam sektor pariwisata. Pada tahun 2024, sektor pariwisata Indonesia menunjukkan tanda-tanda pemulihan yang signifikan setelah pandemi. Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara dari bulan Januari hingga Oktober 2024 telah mencapai lebih dari 9 juta orang, mencerminkan antusiasme global terhadap destinasi wisata di

Indonesia. Meskipun Bali dan Jakarta masih mendominasi kunjungan wisatawan, provinsi-provinsi lain mulai memperlihatkan perkembangan yang menjanjikan, termasuk Sumatera Barat, yang dikenal dengan alamnya yang mempesona dan budaya Minangkabau yang kaya.

Sumatera Barat menyajikan keindahan alam yang luar biasa, mulai dari Danau Maninjau yang memikat hingga Ngarai Sianok yang menakjubkan. Ditunjang oleh kuliner khas seperti rendang serta budaya Minangkabau yang sarat dengan tradisi, provinsi ini memiliki daya tarik yang kuat bagi wisatawan internasional. Meskipun demikian, jumlah kunjungan wisatawan ke Sumatera Barat cenderung mengalami fluktuasi. Sebagai ilustrasi, pada bulan Januari 2024, tercatat sekitar 4.689 kunjungan, yang meningkat menjadi 7.107 pada bulan Mei, sebelum turun kembali menjadi 4.631 pada bulan Juni. Fluktuasi ini menimbulkan tantangan bagi pengelolaan sektor pariwisata di Sumatera Barat, khususnya dalam merancang kebijakan dan strategi promosi.

Oleh sebab itu, *prediksi kunjungan wisatawan mancanegara* ke Sumatera Barat menjadi hal yang sangat penting, guna mendukung strategi perencanaan pariwisata yang lebih matang. Metode peramalan yang tepat dapat membantu pemerintah daerah dan pelaku industri pariwisata dalam merencanakan strategi pemasaran, pengelolaan sumber daya, dan pengembangan infrastruktur. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam analisis deret waktu adalah *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)[2]. Metode ini mampu menangkap pola musiman dan tren dalam data, sehingga sangat cocok untuk menganalisis jumlah kunjungan wisatawan yang cenderung berfluktuasi sesuai dengan musim dan peristiwa tertentu[3].

Selain itu, metode Dekomposisi juga dapat dimanfaatkan untuk memisahkan berbagai komponen yang memengaruhi jumlah kunjungan, seperti tren, pola musiman, siklus, serta unsur acaknya [4]. Kombinasi antara metode ini dan SARIMA diharapkan mampu menghasilkan prediksi yang lebih tepat dan bermakna. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini diberi judul "Analisis Perbandingan Metode SARIMA dan Metode Dekomposisi Pada Peramalan Time Series Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Provinsi Sumatera Barat". Penelitian ini bertujuan menerapkan kedua metode tersebut dalam memprediksi jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Sumatera Barat, sehingga dapat memberikan kontribusi nyata bagi pengembangan sektor pariwisata di wilayah itu.

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah memperoleh perbandingan nilai *forecast error* antara Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan Metode Dekomposisi dalam memprediksi jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Sumatera Barat, menentukan metode terbaik di antara kedua metode tersebut, serta menghasilkan prediksi jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Sumatera Barat menggunakan Metode SARIMA atau Metode Dekomposisi.

Ruang lingkup penelitian ini meliputi penggunaan data jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Sumatera Barat per bulan pada periode Januari 2010 hingga Desember 2024. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan Metode Dekomposisi, dengan kriteria evaluasi model berdasarkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk menentukan metode peramalan yang paling tepat.

Manfaat dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi strategi pendukung bagi pemerintah dalam perencanaan pariwisata, penyusunan strategi pemasaran, pengelolaan sumber daya, serta pengembangan infrastruktur pariwisata. Selain itu, penelitian ini juga memberikan informasi mengenai hasil peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Sumatera Barat pada periode mendatang dengan menggunakan Metode SARIMA dan Metode Dekomposisi.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan deskriptif dan analitik. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis data kunjungan wisatawan mancanegara ke Provinsi Sumatera Barat dan membangun model prediksi menggunakan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan Metode Dekomposisi. Model ini digunakan untuk memodelkan data *time series* yang memiliki pola musiman, sehingga dapat memberikan informasi yang relevan untuk mendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan pariwisata.

Penelitian dilakukan dengan mengumpulkan data melalui website Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Barat. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup kunjungan wisatawan mancanegara ke Provinsi Sumatera Barat dari bulan Januari 2010 hingga bulan Desember 2024.

Tahapan Analisis

1. Persiapan Data

Data awal dianalisis melalui plot deret waktu untuk mengidentifikasi adanya pola tren dan musiman.

2. Uji Stasioneritas

Dilakukan menggunakan transformasi Box-Cox untuk menstabilkan variansi. Uji Phillips-Perron (PP) dilakukan untuk memastikan kestasioneran rata-rata.

3. Identifikasi Model SARIMA

Plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan nilai p , d , dan q (komponen non-musiman), serta P , D , dan Q (komponen musiman). Berdasarkan hasil identifikasi, model sementara yang terpilih adalah SARIMA (0,1,1)(0,1,1)¹².

4. Estimasi Parameter dan Uji Diagnostik

Parameter diuji menggunakan uji t untuk menilai signifikansi. Uji Ljung-Box digunakan untuk memastikan residual bersifat acak (*white noise*).

5. Metode Dekomposisi

Data diuraikan menjadi komponen *trend*, *seasonal*, dan *random*. Model Dekomposisi Adiktif dan Multiplikatif dianalisis, kemudian dipilih model terbaik berdasarkan nilai error terkecil.

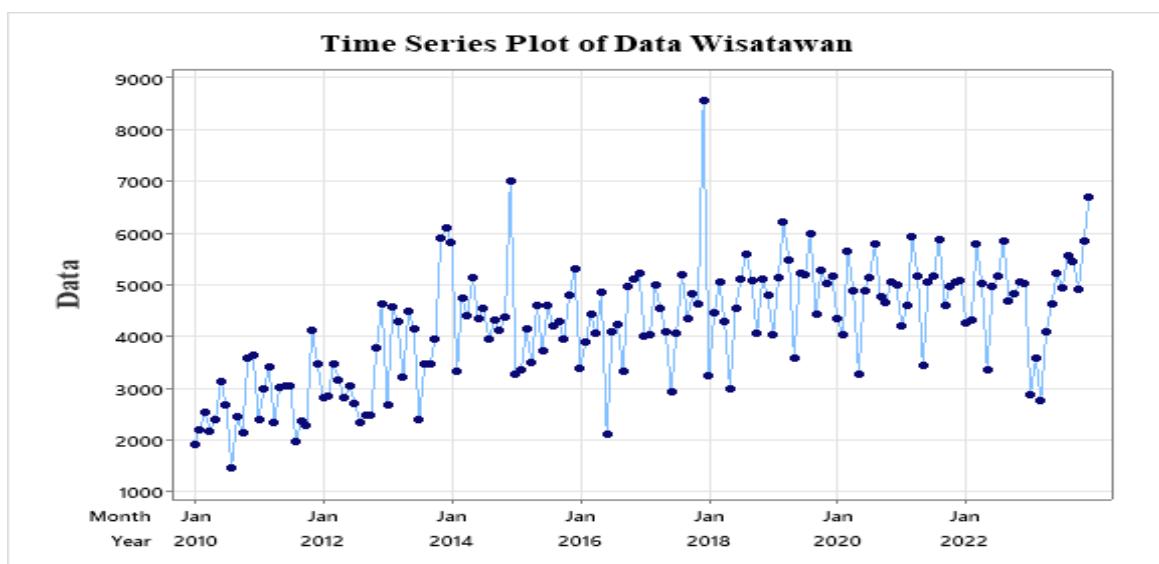
6. Evaluasi dan Pemilihan Model Terbaik

Nilai kesalahan dihitung menggunakan MAPE dan RMSE. Model dengan nilai error terkecil dipilih sebagai model terbaik untuk peramalan tahun 2025.

3. Hasil dan Pembahasan

Identifikasi Plot

Dilakukan identifikasi plot *time series* pada data bertujuan untuk melihat apakah data wisatawan mancanegara yang akan digunakan apakah mengandung pola musiman atau tidak [5]. Berikut plot *time series* pada data wisatawan mancanegara yang akan digunakan.



Gambar 1 Plot *Time Series* Pada Data Wisatawan Mancanegara

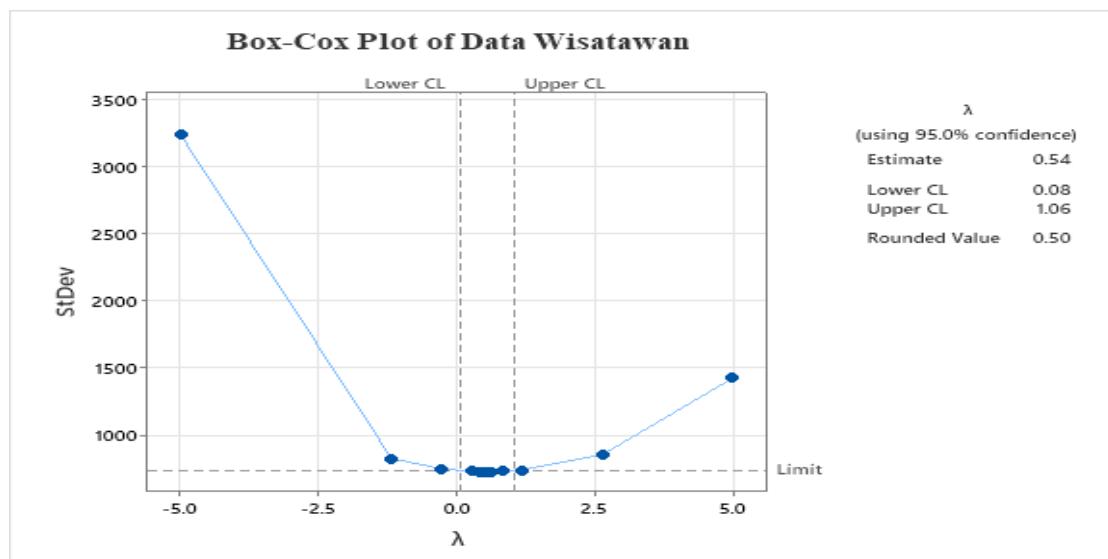
Plot pada Gambar 1 merupakan plot data *time series* wisatawan mancanegara (Wisman) yang Datang ke Sumatera Barat tahun 2010 – 2023 (156 data), terlihat bahwa data **tidak stasioner**. Hal ini ditunjukkan oleh beberapa karakteristik. Pertama, terdapat **tren meningkat yang jelas**, di mana rata-rata jumlah wisatawan terus bertambah dari sekitar 2000–3000 pada tahun 2010 menjadi sekitar 5000–7000 pada tahun 2024. Kedua, data menunjukkan **pola musiman yang berulang** dengan puncak kunjungan yang konsisten terjadi pada awal tahun (Januari–Maret) setiap tahunnya, yang mengindikasikan adanya faktor musiman seperti musim liburan. Ketiga, terlihat **variansi yang tidak konstan**, di mana fluktuasi data pada awal periode (2010–2013) lebih kecil dibandingkan periode setelahnya (2017–2024) yang menunjukkan rentang data semakin lebar. Terakhir, terdapat **lonjakan ekstrem (outlier)** pada beberapa periode, terutama pada awal 2018 dengan jumlah wisatawan mendekati 9000 yang jauh di atas pola normal, serta lonjakan lainnya pada sekitar tahun 2014 dan 2024. Karakteristik-karakteristik ini menunjukkan bahwa data memerlukan proses transformasi dan *differencing* agar menjadi stasioner sebelum dilakukan pemodelan SARIMA[6]. Selain itu, analisis dekomposisi juga dilakukan untuk memisahkan komponen data menjadi tren, musiman, dan residu sehingga pola yang terkandung dalam data dapat dianalisis dengan lebih detail.

Identifikasi Stasioner Data

Karena data tersebut mengandung pola musiman, oleh sebab itu dilakukan *differencing* terhadap pola musiman dan *non* musiman supaya data stasioner terhadap *mean* dan *variansi*[7].

Stasioner terhadap variansi

Berikut proses identifikasi stasioner terhadap variansi menggunakan Box-Cox.



Gambar 2 Box-Cox pada Data Wisatawan Mancanegara

Pada Gambar 2 diperoleh Menggunakan data training (2010-2023). Sumbu horizontal x memperentaskan nilai λ yang di uji, sedangkan sumbu vertical y menunjukkan standar deviasi residual untuk nilai λ . Dari plot Box-Cox, terlihat bahwa standar deviasi residual minimum dicapai pada sekitar 0.54 dengan interval kepercayaan 95% berada dalam rentang (0.08, 1.06) dan titik-titik yang berdekatan di sekitar nilai ini menunjukkan bahwa perubahan kecil dalam λ tidak menyebabkan perubahan signifikan pada standar deviasi.

Dengan estimasi $\lambda \approx 0.54$ maka menunjukkan bahwa transformasi yang paling sesuai untuk mendekatkan data terhadap distribusi normal adalah transformasi akar pangkat dua (*square root transformation*). Dengan estimasi $\lambda \approx 0.54$ maka menunjukkan bahwa transformasi yang paling sesuai untuk mendekatkan data terhadap distribusi normal adalah transformasi akar pangkat dua (*square*

root transformation). Berikut perhitungan transformasi dengan $\lambda = 0,5$ dimana t adalah data kunjungan wisatawan dari periode 1,2,3,...,n :

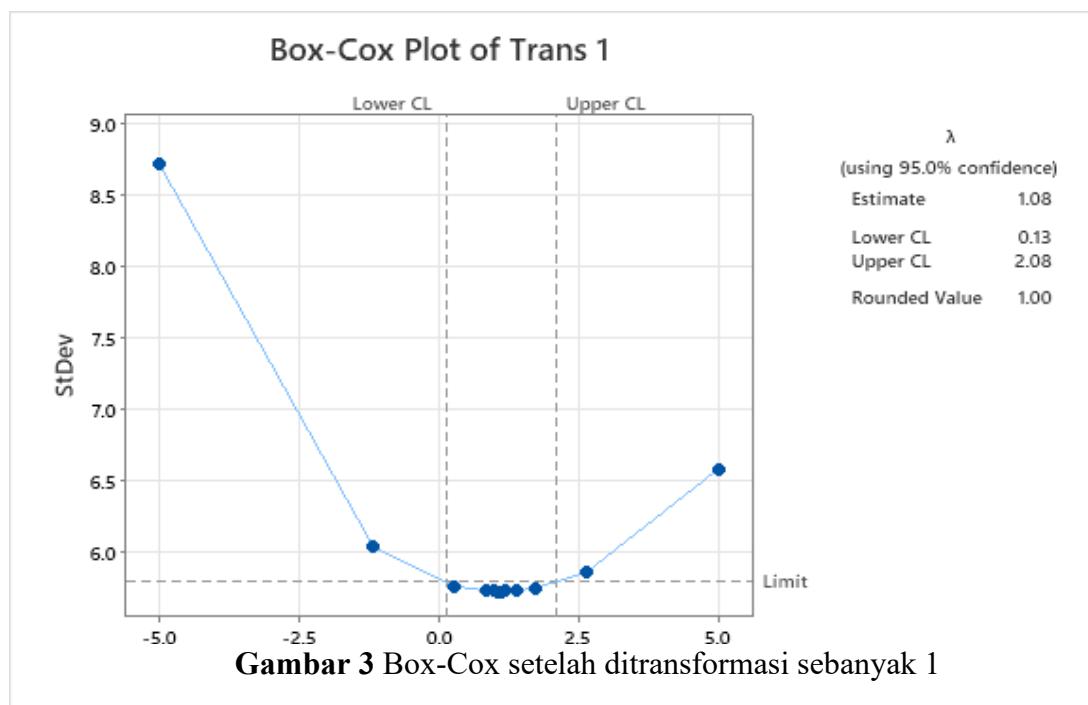
$$x_t = Z_t^\lambda$$

$$x_1 = Z_1^\lambda = 1922^{0,5} = 43,8406$$

$$x_2 = Z_2^\lambda = 2203^{0,5} = 46,9361$$

$$x_3 = Z_3^\lambda = 2553^{0,5} = 50,5272$$

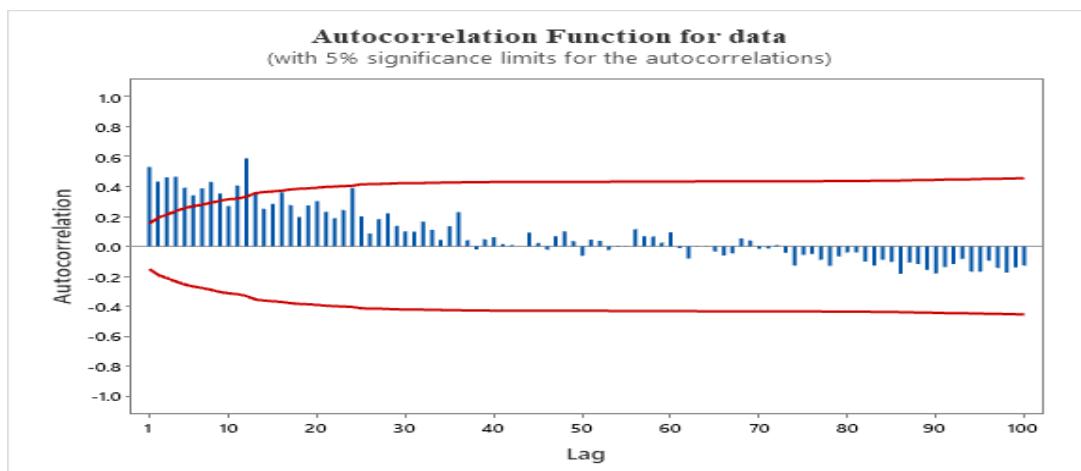
dan hasil selengkapnya dapat dilihat pada lampiran 1. Selanjutnya dari perhitungan transformasi tersebut, dibuat Box-Cox plot pada gambar 4.3.2 sebagai berikut:



Gambar 3 menghasilkan nilai estimasi λ sebesar **1.08**, dengan interval kepercayaan 95% dalam rentang **(0.13, 2.08)**. Nilai λ yang dibulatkan menjadi **1.00** menunjukkan bahwa transformasi tidak diperlukan karena data sudah mendekati distribusi normal. Ketika $\lambda = 1$ transformasi tidak mengubah data asli, yang mengindikasikan bahwa data sudah memenuhi asumsi normalitas dan homoskedastisitas[4].

Stasioner terhadap rata-rata

Setelah dilakukan proses identifikasi data stasioner terhadap varians, selanjutnya melakukan stasioneran data terhadap rata-rata atau *mean*



Gambar 4 Grafik Autocorrelation Function (ACF)

Berdasarkan hasil analisis *Autocorrelation Function* (ACF) pada data, terlihat bahwa nilai autokorelasi masih tinggi pada *lag-lag* awal dan menurun secara perlahan tanpa segera mencapai nol, yang mengindikasikan bahwa data memiliki tren atau pola siklis sehingga belum stasioner. Jika data sudah stasioner, ACF seharusnya menunjukkan autokorelasi yang cepat turun mendekati nol setelah beberapa *lag* awal, tetapi pada grafik ini, autokorelasi bertahan cukup tinggi bahkan pada *lag* yang lebih besar. Selain itu, banyak batang ACF yang berada di luar batas signifikan 5%, menandakan bahwa data masih mengandung pola sistematis yang perlu dihilangkan. Hal ini sesuai dengan teori Dickey-Fuller[8], yang menyatakan bahwa jika ACF menurun perlahan dan tidak segera menuju nol, maka data cenderung memiliki akar unit dan bersifat non-stasioner. Oleh karena itu, diperlukan langkah transformasi seperti differencing atau metode lainnya agar data menjadi stasioner sebelum digunakan dalam pemodelan deret waktu seperti ARIMA[9]. Setelah di lakukan differencing, data telah bersifat stasioner dalam rata-rata. Hal ini terlihat dari fluktuasi data yang teratur dan membentuk pola horizontal tanpa adanya tren yang terlihat.

Karena data belum stasioner terhadap rata-rata maka harus melakukan proses *differencing* [10]. Proses *differencing* dilakukan dengan menghitung selisih antara nilai data saat ini dengan nilai sebelumnya, yang secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

Differencing pada orde 1 :

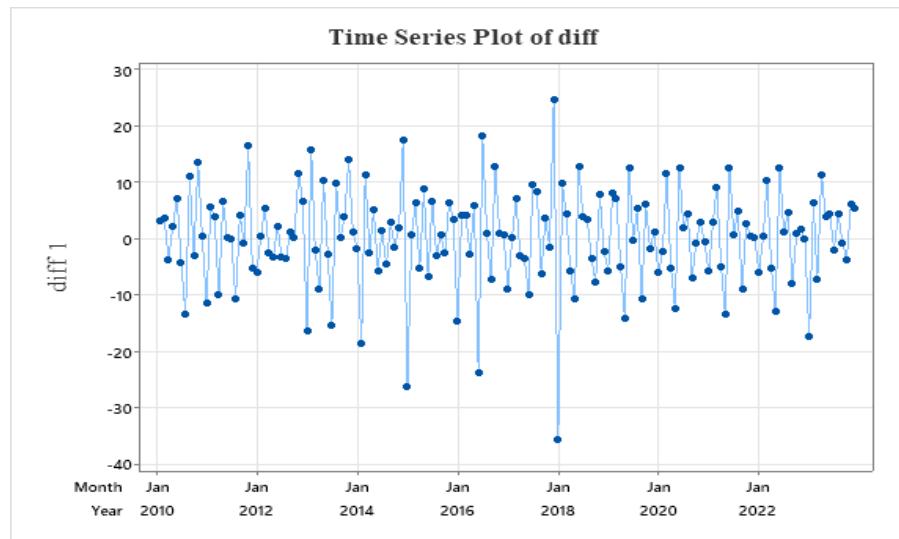
$$\begin{aligned}\Delta Z_t &= Z_t - Z_{t-1} \\ \Delta Z_1 &= Z_1 - Z_{1-1} \\ \Delta Z_1 &= Z_1 - Z_0\end{aligned}$$

Differencing pada orde 2 :

$$\begin{aligned}\Delta Z_t &= Z_t - Z_{t-1} \\ \Delta Z_2 &= Z_2 - Z_{2-1} \\ \Delta Z_2 &= Z_2 - Z_1 = 46,9361 - 43,8406 = 3,0955\end{aligned}$$

dan hasil selengkapnya dapat dilihat pada lampiran 2. Selanjutnya dari perhitungan *differencing* tersebut, dibuat *time series* plot pada gambar 3 sebagai berikut:

Secara visual, berdasarkan Gambar 3, data telah bersifat stasioner dalam rata-rata. Hal ini terlihat dari fluktuasi data yang teratur dan membentuk pola horizontal tanpa adanya tren yang terlihat. Sementara itu secara nilai hal ini dapat di konfirmasi melalui pengujian *phillips-perron*



Gambar 5 Plot data hasil differencing pertama

perron dengan hipotesis sebagai berikut :

H_0 : data *unit root* (data tidak stasioner)

H_1 : data tidak *unit root* (data stasioner)

Kriteria patokan : tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha$ atau nilai $|t| >$ nilai mutlak kritik *Mackinnon*. Hasil dari uji *phillips-perron* dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1 Uji *phillips-perron*

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-18.43435	0.0000
Test critical values:		
1% level	-4.014288	
5% level	-3.437122	
10% level	-3.142739	

Berdasarkan tabel 1 disimpulkan tolak H_0 karna nilai $p\text{-value} = 0,0000 < 0,05$. Yang artinya data telah stasioner terhadap varians dan rata- rata. Setelah data stasioner terhadap variansi maupun dalam rata-rata dapat dilanjutkan proses selanjutnya yaitu mengidentifikasi model sementara[11].

Identifikasi Model Sementara

Apabila keadaan data telah stasioner baik terhadap rata-rata maupun variansi, maka akan didapatkan model sementara dari hasil uji data[12]. Identifikasi model sementara dapat dilihat berdasar *lag* yang *cuts off* ataupun *dies down* pada diagram ACF dan PACF yang telah stasioner. Berdasarkan diagram ACF dan PACF yang telah stasioner, dapat dikatakan ACF *Cuts off* setelah *lag* 1 sehingga dapat diprediksi bahwa MA(1)¹² untuk bagian musiman. Sedangkan untuk PACF pada gambar 3 juga *Cuts off* setelah *lag* 1 dan *lag* 2 sehingga dapat di prediksi bahwa AR(1)¹² dan AR(2)¹²bagian musiman. Berdasarkan ACF dan PACF tersebut dapat dimodelkan untuk model bagian musiman yaitu $(2,1,0)^{12}$ $(0,1,2)^{12}$, $(2,1,2)^{12}$, $(1,1,0)^{12}$, $(0,1,1)^{12}$ dan $(1,1,1)^{12}$. Berdasarkan penjelasan mengenai model untuk bagian non musiman dan musiman pada ACF dan PACF, maka kombinasi model yang dihasilkan memberikan beberapa alternatif model SARIMA sementara yang

dapat dipertimbangkan. Adapun model SARIMA sementara yang mungkin digunakan adalah SARIMA(0,1,1)(2,1,0)¹², SARIMA(0,1,1)(0,1,2)¹², SARIMA(0,1,1)(2,1,2), SARIMA(0,1,1)(1,1,0)¹², SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹², SARIMA(0,1,1)(1,1,1)¹², SARIMA(1,1,0)(2,1,0)¹², SARIMA(1,1,0)(0,1,2)¹², SARIMA(1,1,0)(2,1,2), SARIMA(1,1,0)(1,1,0)¹², SARIMA(1,1,0)(1,1,0)¹², SARIMA(1,1,0)(0,1,1)¹², SARIMA(1,1,0)(1,1,1)¹², SARIMA(2,1,0)(2,1,0)¹², SARIMA(2,1,0)(0,1,2)¹², SARIMA(2,1,0)(2,1,2), SARIMA(2,1,0)(1,1,0)¹², SARIMA(2,1,0)(0,1,1)¹², SARIMA(2,1,0)(1,1,1)¹².

Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model

Berikut merupakan tabel hasil estimasi nilai parameter model dan uji signifikansi pada model SARIMA sementara dengan hipotesis

H_0 : Parameter model tidak signifikan

H_1 : Parameter model signifikan

Daerah penolakan H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}}$; $df = n - n_p$, n_p = banyaknya parameter atau menggunakan nilai $p - value$ yakni tolak H_0 jika nilai $p - value < \alpha$ (nilai $\alpha = 0,05$).

Berdasarkan model SARIMA(1,1,1)(1,1,1)¹² terdapat nilai $p - value$ yang nilainya di atas 0,05 yang artinya tidak tolak H_0 sehingga model tidak lolos uji signifikansi. Dari beberapa uji signifikansi pada model sementara diperoleh 15 model yang lolos uji signifikansi, yaitu model SARIMA(0,1,1)(2,1,0)¹², SARIMA(0,1,1)(0,1,2)¹², SARIMA(0,1,1)(1,1,0)¹², SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹², SARIMA(0,1,1)(1,1,1)¹², SARIMA(1,1,0)(2,1,0)¹², SARIMA(1,1,0)(0,1,2)¹², SARIMA(1,1,0)(1,1,0)¹², SARIMA(1,1,0)(0,1,1)¹², SARIMA(1,1,0)(1,1,1)¹², SARIMA(2,1,0)(2,1,0)¹², SARIMA(2,1,0)(0,1,2)¹², SARIMA(2,1,0)(2,1,2), SARIMA(2,1,0)(1,1,0)¹², SARIMA(2,1,0)(0,1,1)¹², SARIMA(2,1,0)(1,1,1)¹².

sehingga model tersebut selanjutnya perlu dilakukan uji asumsi residual

Uji Asumsi Residual

Uji asumsi residual ini terdiri atas uji *white noise* dan uji distribusi normal. Berikut merupakan tabel hasil uji *white noise* dengan hipotesis.

H_0 : residual memenuhi *white noise*

H_1 : residual tidak memenuhi *white noise*

Daerah penolakan H_0 jika $Q > X_{(\alpha/df:K-k)}^2$ (K berarti pada *lag* K, dan k adalah jumlah parameter) atau nilai $p - value < \alpha$ (nilai $\alpha = 0,05$).

Tabel 2 Hasil Perhitungan Ljung-Box

Model	Lag	X^2	$p - value$	Keterangan
(0,1,1)(2,1,0) ¹²	12	9,10	0,526	<i>white noise</i>
	24	21,13	0,390	
	36	32,26	0,454	
	48	45,24	0,420	
(0,1,1)(0,1,2) ¹²	12	15,15	0,056	<i>white noise</i>
	24	30,76	0,058	
	36	41,41	0,123	
	48	52,30	0,183	
(0,1,1)(1,1,0) ¹²	12	11,11	0,268	<i>tidak white noise</i>
	24	33,26	0,043	
	36	44,52	0,087	
	48	59,69	0,070	
(0,1,1)(0,1,1) ¹²	12	8,56	0,479	<i>white noise</i>
	24	21,93	0,403	
	36	32,44	0,495	
	48	46,08	0,427	
(0,1,1)(1,1,1) ¹²	12	10,99	0,202	<i>white noise</i>
	24	25,30	0,190	
	36	35,68	0,299	

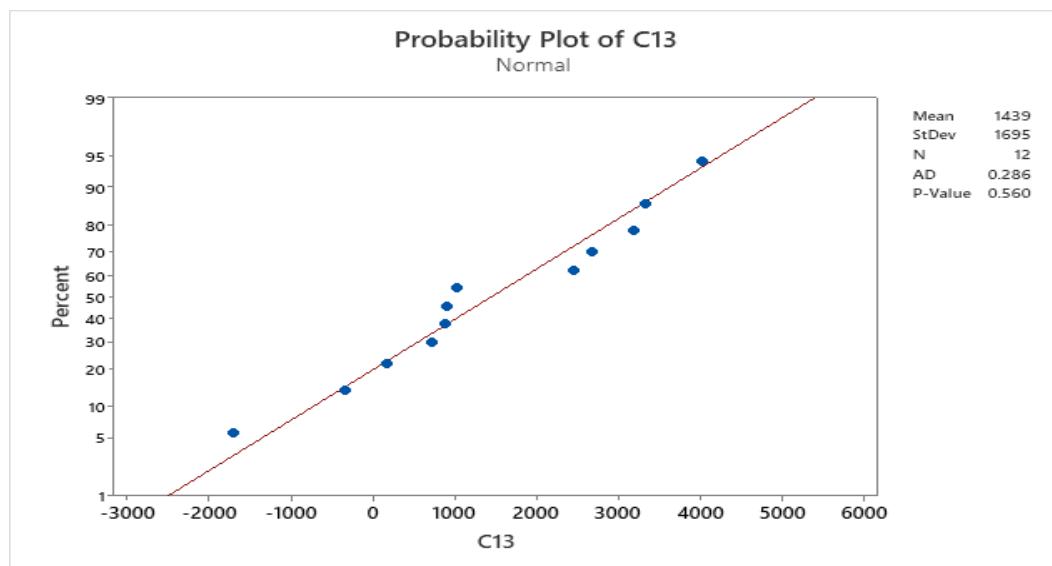
	48	47,22	0,342	
$(1,1,0)(2,1,0)^{12}$	12	24,98	0,002	<i>tidak white noise</i>
	24	48,49	0,000	
	36	64,39	0,001	
	48	87,03	0,00	
$(1,1,0)(0,1,2)^{12}$	12	29,18	0,000	<i>tidak white noise</i>
	24	52,94	0,000	
	36	70,23	0,000	
	48	93,50	0,000	
$(1,1,0)(1,1,0)^{12}$	12	28,73	0,001	<i>tidak white noise</i>
	24	61,50	0,000	
	36	74,97	0,000	
	48	99,17	0,000	
$(1,1,0)(0,1,1)^{12}$	12	27,01	0,001	<i>tidak white noise</i>
	24	50,34	0,000	
	36	66,50	0,001	
	48	91,98	0,000	
$(1,1,0)(1,1,1)^{12}$	12	28,49	0,000	<i>tidak white noise</i>
	24	51,13	0,000	
	36	66,97	0,000	
	48	90,16	0,000	
$(2,1,0)(2,1,0)^{12}$	12	17,99	0,012	<i>tidak white noise</i>
	24	27,59	0,092	
	36	41,86	0,92	
	48	55,06	0,103	
$(2,1,0)(0,1,2)^{12}$	12	21,89	0,003	<i>tidak white noise</i>
	24	33,84	0,019	
	36	50,31	0,016	
	48	63,41	0,023	
$(2,1,0)(1,1,0)^{12}$	12	21,75	0,005	<i>tidak white noise</i>
	24	35,78	0,016	
	36	53,35	0,010	
	48	67,46	0,013	
$(2,1,0)(0,1,1)^{12}$	12	20,30	0,009	<i>tidak white noise</i>
	24	30,21	0,066	
	36	46,14	0,51	
	48	61,06	0,045	
$(2,1,0)(1,1,1)^{12}$	12	20,92	0,004	<i>tidak white noise</i>
	24	30,85	0,042	
	36	47,10	0,032	
	48	59,99	0,0444	

Dari tabel dapat dilihat bahwa model yang memenuhi uji *white noise* adalah SARIMA $(0,1,1)(2,1,0)^{12}$, SARIMA $(0,1,1)(0,1,2)^{12}$, SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dan SARIMA $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ yaitu tidak tolak H_0 karena nilai *p-value* yang lebih besar dari pada nilai α (0,05). Karena uji *white noise* telah terpenuhi selanjutnya dilakukan pengujian residual berdistribusi normal pada model dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ Residual berdistribusi normal

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ Residual tidak berdistribusi normal

Daerah penolakan H_0 jika $D_{hitung} > D_{a,n}$ atau $p-value < \alpha$ dengan menggunakan $\alpha = 0.05$.



Gambar 6 Plot normalisasi residual SARIMA

Gambar 6. Plot normalitas residual SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹² menunjukkan bahwa residual berdistribusi normal $p-value$ dari uji Kolmogorov-Smirnov yang menunjukkan $0,560 > 0,05$, selain itu terlihat bahwa sebaran data jumlah wisatawan mancanegara (wisman) berada disekitaran garis normal sehingga residual telah memenuhi asumsi distribusi normal.

Pemilihan model terbaik

Model terbaik yang digunakan untuk peramalan adalah SARIMA (0,1,1)(0,1,1)¹². Nilai MAPE dan MSE untuk model SARIM(0,1,1)(0,1,1)¹² didapatkan dari data *out sample* yaitu data tahun 2024, kemudian data *out sample* dibandingkan dengan data hasil prediksi dan dicari nilai *error*-nya. Berikut ini adalah cara perhitungan nilai error dengan menggunakan MAPE dan MSE.

1. MAPE

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \times 100 \right) = 1,91\%$$

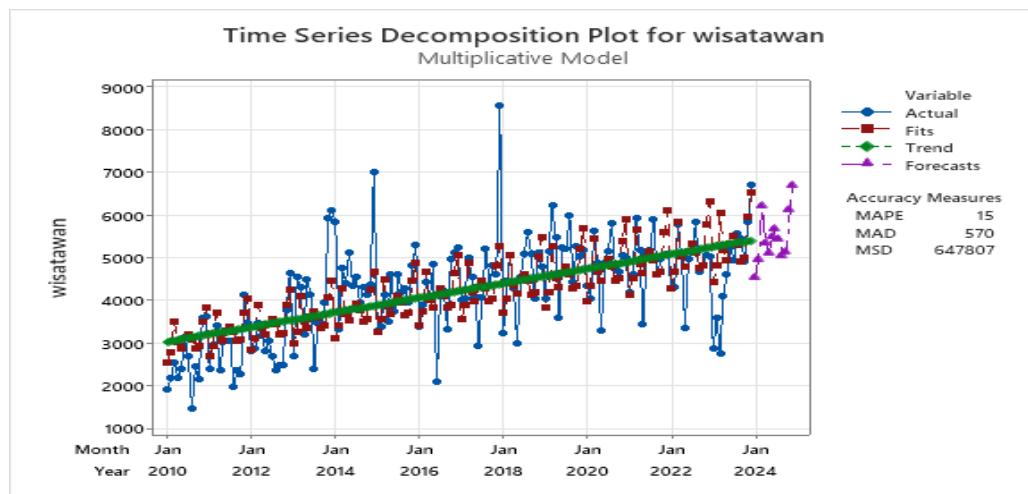
2. MSE

$$MSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Z_t - \hat{Z}_t|^2 \right) = 4.703.202$$

Berdasarkan hasil tersebut didapatkan nilai MAPE yaitu 1,91% dan nilai MSE yaitu 4.703.202. Dengan nilai MAPE yaitu 1,91% dapat dikatakan model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)¹² memiliki kemampuan prediksi yang baik.

Pemodelan Jumlah Wisatawan Mancanegara Ke Sumatera Barat dengan Dekomposisi

Pada analisa ini data juga akan dibagi menjadi data *in-sample* dan *out-sample*. Data *in-sample* digunakan untuk membuat model peramalan pada bulan Januari 2010 hingga Desember 2023. Dalam bagian ini akan dipilih apakah model aditif atau model multiplikatif yang dapat meramalkan jumlah wisatawan mancanegara dengan baik [13].



Gambar 7 Permodelan Dekomposisi Multiplikatif

Gambar 6 dan 7 memperlihatkan hasil prediksi jumlah pengunjung wisatawan tahun 2025. Dalam grafik ditunjukkan juga bahwa terbentuk kecocokan antara komponen trend dan musiman yang berarti data aktual cukup baik. Dapat kita lihat bahwa rata-rata jumlah pengunjung meningkat pada bulan November-Desember tahun 2025 dan kembali mengalami penurunan pada bulan Januari-Mei tahun 2025. Salah satu penyebab utama pada pola data musiman ini ialah pada bulan November-Desember tahun 2025 musim libur tahun baru tahun 2025.

Penilaian kriteria data *in-sample* dan *out-sample* jumlah wisatawan mancanegara ke Sumatera Barat adalah sebagai berikut :

Tabel 3. Kriteria Pemilihan Model Terbaik Jumlah Wisatawan Mancanegara Yang Masuk Ke Sumatera Barat

Model Deskomposisi	MAPE	MSE
Adiktif	15	642.775
Multiplikatif	15	647.807

Pada Tabel 3 menunjukkan kriteria penilaian model terbaik berdasarkan nilai MSE, MAPE, dan MAD yang paling kecil. Pada model jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Sumatera Barat diperoleh model terbaik untuk meramalkan adalah model Dekomposisi Aditif karena kriteria yang diperoleh paling kecil jika dibandingkan dengan model yang lain.

Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Ke Sumatera Barat

Tabel 3 menunjukkan model terbaik untuk meramalkan jumlah wisatawan mancanegara Ke Sumatera Barat pada bulan Januari hingga Desember 2025 dari kriteria out-sample adalah model Dekomposisi Aditif.

Tabel 4. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Model Terbaik	MAPE	MSE
$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	1,91	4.703.202
Adiktif	15	642.775

Berdasarkan hasil perbandingan antara metode SARIMA dan metode Dekomposisi, pemilihan metode SARIMA didasarkan pada nilai MAPE (Mean Absolute Percentage Error) yang lebih rendah dibandingkan metode Dekomposisi[14]. Seperti terlihat pada plot dekomposisi di atas,

metode Dekomposisi menghasilkan nilai MAPE sebesar 15%, sedangkan metode SARIMA yang digunakan dalam penelitian ini memberikan nilai MAPE yang lebih kecil. Nilai MAPE yang lebih rendah menunjukkan bahwa model SARIMA memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dalam meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Sumatera Barat. Hal ini disebabkan oleh keunggulan SARIMA dalam menangani data deret waktu yang memiliki pola musiman, tren, serta fluktuasi acak secara simultan dalam satu model terpadu, tanpa perlu memisahkan komponen-komponen data seperti pada metode dekomposisi. Selain itu, SARIMA mampu menyesuaikan perbedaan stasioneritas pada data dengan menerapkan proses *differencing* secara otomatis untuk komponen non-stasioner.

Sementara itu, metode Dekomposisi, meskipun efektif untuk memisahkan komponen tren, musiman, dan residual, memiliki keterbatasan dalam mengakomodasi perubahan pola musiman yang dinamis dan fluktuasi acak yang kompleks [15]. Hal ini terlihat dari nilai MAPE yang lebih besar, yang mengindikasikan bahwa model Dekomposisi kurang tepat untuk memberikan prediksi yang akurat pada data ini. Berdasarkan pertimbangan tersebut, penelitian ini tidak melanjutkan perhitungan menggunakan metode Dekomposisi dan lebih fokus pada metode SARIMA yang terbukti lebih andal dalam memberikan hasil peramalan yang akurat[2]. Pemilihan model dengan MAPE terendah ini juga sesuai dengan prinsip pemodelan deret waktu yang mengutamakan model dengan kesalahan prediksi seminimal mungkin agar hasil peramalan dapat dijadikan dasar yang kuat untuk pengambilan keputusan.

Berikut adalah hasil peramalan jumlah wisatawan mancanegara untuk tahun 2025 dengan Menggunakan model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$ dengan nilai, $\mu = -0.0272$, $\theta_1 = 0.8777$, dan $\Theta_1 = 0.6686$

Tabel 5. Ramalan Jumlah Wisatawan Macanegara ke Sumatera Barat

Tahun	Bulan	Ramalan
2025	Januari	7.143
2025	Februari	10.682
2025	Maret	5.430
2025	April	9.620
2025	Mei	9.561
2025	Juni	7.085
2025	Juli	8.390
2025	Agustus	9.139
2025	September	10.686
2025	Oktober	9.965
2025	November	8.494
2025	Desember	9.597

Tabel 5. menunjukkan hasil ramalan jumlah wisatawan mancanegara ke Sumatera Barat tahun 2025, jumlah wisatawan mancanegara paling banyak diperkirakan terjadi pada bulan September tahun 2025 yaitu sebanyak sekitar 10.686 wisatawan dan yang paling sedikit diperkirakan terjadi pada bulan Maret tahun 2025 sebanyak sekitar 5.430 wisatawan. Rata-rata jumlah wisatawan mancanegara setiap bulannya adalah sebanyak sekitar 9.066 wisatawan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan hasil analisis serta pembahasan, dapat diambil kesimpulan yaitu sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil perbandingan tingkat kesalahan peramalan, metode SARIMA dengan nilai MAPE sebesar 1,91% terbukti jauh lebih akurat dibandingkan metode Dekomposisi yang memiliki MAPE sebesar 15%. Hal ini menunjukkan bahwa SARIMA mampu menangkap pola musiman dan tren data dengan lebih baik, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat.
2. Berdasarkan hasil evaluasi performa model menggunakan nilai MAPE, metode SARIMA dipilih sebagai metode terbaik untuk meramalkan jumlah wisatawan mancanegara ke Provinsi Sumatera Barat. Model SARIMA yang digunakan dalam penelitian ini adalah SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$, model ini dipilih karena memenuhi kriteria diagnostik dan menghasilkan residual yang bersifat acak.
3. Jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Provinsi Sumatera Barat 2025 paling banyak diperkirakan terjadi pada bulan Desember yaitu sebanyak sekitar 10.686 wisatawan dan yang paling sedikit diperkirakan terjadi pada bulan Maret sebanyak sekitar 5.430 wisatawan. Rata-rata jumlah wisatawan mancanegara setiap bulannya adalah sebanyak sekitar 9.066 wisatawan.

Daftar Pustaka

- [1] M. R. Ramadhan and J. Nugraha, “Analisis Peramalan Jumlah Kedatangan Pesawat Internasional di Bandar Udara Soekarno-Hatta dengan Menggunakan Metode Dekomposisi-Arima,” *Emerging Statistics and Data Science Journal*, pp. 159–169, 2023.
- [2] M. I. Rizki and T. A. Taqiqyuddin, “. Penerapan model SARIMA untuk memprediksi tingkat inflasi di Indonesia,” *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, pp. 62–72, 2021.
- [3] W. W. S. Wei, . *TimeSeries Analysis Univariate and Multivariate Methode Second Edition*. Pearson Eddison Wesley., 2006.
- [4] S. Makridakis and S. C. Wheelwright, *Forecasting Methods and Applications*. Wiley, 1998.
- [5] W. W. S. Wei, *TimeSeries Analysis Univariate and Multivariate Methode Second Edition*. Canada: Pearson Eddison Wesley, 2006.
- [6] W. Y. Rusyida, *Teknik Peramalan: Metode ARIMA dan Holt Winter*. NEM.
- [7] P. J. Brockwell and R. A. & Davis, *Introduction to Time Series and Forecasting (3rd ed.)*. Springer, 2016.
- [8] A. Aswi and A. Sukarna, *Analisis Deret Waktu*. Bandung. ITB, 2006.
- [9] R. S. Al-Gounmeein and M. T. Ismail, “Forecasting the exchange rate of the Jordanian dinar versus the US dollar using a Box-Jenkins seasonal ARIMA model,” *School of Mathematical Sciences, Universiti Sains Malaysia.*, 2019.
- [10] D. N. Gujarati and D. C. Porter, *Basic Econometrics (5th ed.)*. New York: McGraw-Hill., 2009.
- [11] R. Utami and M. W. I. Maulana, “Visualisasi prediksi kunjungan wisatawan mancanegara menggunakan model time series,” *Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya*, 2020.
- [12] I. Ardiansah, I. F. Adiarsa, S. H. Putri, and T. Pujianto, “Penerapan analisis runtun waktu pada peramalan penjualan produk organik menggunakan metode moving average dan exponential smoothing,” *Jurnal Teknologi Industri Pertanian*, pp. 548–559, 2021.
- [13] S. , T. M. W. Yuni and Y. A. Lesnussa, “Peramalan jumlah pengunjung perpustakaan Universitas Pattimura Ambon menggunakan metode dekomposisi,” . *Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Pattimura.*, 2020.
- [14] D. A. Kristiyanti and Y. Sumarno, “Penerapan metode multiplicative decomposition (seasonal) untuk peramalan persediaan barang pada PT. Agrinusa Jaya Santosa,” *Jurnal Sistem Komputer dan Kecerdasan Buatan*, 2020.
- [15] F. C. Kadoena Rais and L. Handayani, “Metode dekomposisi multiplicatif rata-rata bergerak untuk peramalan tingkat produksi padi ladang Sulawesi Tengah,” *Program Studi Statistika, Universitas Tadulako.*, 2019.