

Forecasting The Number of ASEAN Tourists in Indonesia: The Impact of The COVID-19 Pandemic Using Intervention Analysis

Peramalan Jumlah Wisatawan Asean di Indonesia: Dampak Pandemi COVID-19 Menggunakan Analisis Intervensi

Nabilah Putri Noor Faizah¹, Retno Budiarto², Nur Agustiani*³

^{1,2,3}*Division of Economic, Financial, and Actuarial Mathematics; School of Data Science, Mathematics, and Informatics; IPB University*

Email: ¹*nnabilahpputri@apps.ipb.ac.id*, ²*retnobu@apps.ipb.ac.id*,

³*nur_agustiani@apps.ipb.ac.id*

**Corresponding author*

Abstract

The COVID-19 pandemic has had a significant impact on Indonesia's tourism sector, particularly on the number of tourist arrivals from ASEAN countries. International travel restrictions led to a drastic decline in visitor numbers. This study aims to forecast the number of ASEAN tourists visiting Indonesia using an intervention analysis based on the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model to capture both the pandemic shock and the subsequent recovery phase. The data used are secondary data from Statistics Indonesia (BPS) covering the period January 2017–November 2024, with the training data divided into three phases: the pre-pandemic period (January 2017–January 2020), Intervention I or the pandemic period (February 2020–April 2022), and Intervention II or the recovery period (May 2022–December 2023). Testing data are used to evaluate forecasting performance for the period January 2024–November 2024. The results show that the ARIMA(2,1,0) model with a step-type intervention successfully captures significant changes in the data pattern, yielding a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 14.91% on the training data—an improvement over both the non-intervention model (MAPE 86.31%) and the first intervention model (MAPE 56.68%). On the testing data, the model achieves even higher accuracy with a MAPE of 8.21%, indicating that the intervention model effectively represents the dynamics of the pandemic impact and the subsequent recovery.

Keywords: *ARIMA, COVID-19, Intervention analysis, Forecasting, Tourism*

Abstrak

Pandemi COVID-19 memberikan dampak signifikan terhadap sektor pariwisata di Indonesia, khususnya terhadap jumlah kunjungan wisatawan dari negara-negara ASEAN. Pembatasan perjalanan internasional menyebabkan penurunan drastis jumlah wisatawan. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia menggunakan analisis intervensi



berbasis model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk menangkap dampak pandemi serta fase pemulihan. Data yang digunakan merupakan data sekunder Badan Pusat Statistik (BPS) periode Januari 2017–November 2024, dengan pembagian data *training* menjadi tiga fase: sebelum pandemi (Januari 2017–Januari 2020), intervensi I atau masa pandemi (Februari 2020–April 2022), dan intervensi II atau masa pemulihan (Mei 2022–Desember 2023). Data *testing* digunakan untuk evaluasi peramalan pada periode Januari 2024–November 2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA(2,1,0) dengan intervensi bertipe step mampu menangkap perubahan pola data secara signifikan, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 14,91% pada data *training*, lebih baik dibandingkan model tanpa intervensi (MAPE 86,31%) maupun model intervensi pertama (MAPE 56,68%). Pada data *testing*, model memberikan akurasi yang lebih tinggi dengan MAPE sebesar 8,21%, yang menunjukkan bahwa model intervensi yang dibangun efektif dalam menggambarkan dinamika dampak pandemi dan pemulihan.

Kata kunci: *Analisis Intervensi, ARIMA, COVID-19, Pariwisata, Peramalan*

1. PENDAHULUAN

Pariwisata merupakan sektor strategis yang berperan penting dalam mendukung pertumbuhan ekonomi Indonesia. Kekayaan budaya, keanekaragaman hayati, dan lanskap alam yang memukau, menjadikan Indonesia sebagai salah satu destinasi utama bagi wisatawan internasional, khususnya dari kawasan ASEAN. Tingkat kunjungan wisatawan menjadi indikator vital dalam menilai kinerja sektor pariwisata, yang turut berkontribusi terhadap pendapatan negara, penciptaan lapangan kerja, serta pengembangan potensi daerah. Namun, sektor pariwisata sangat rentan terhadap dinamika global. Salah satu guncangan terbesar terjadi pada awal tahun 2020, ketika pandemi COVID-19 melanda dunia. Kebijakan pembatasan perjalanan internasional dan peringatan perjalanan yang diberlakukan oleh berbagai negara menyebabkan penurunan drastis jumlah wisatawan, termasuk jumlah wisatawan ASEAN yang berkunjung ke Indonesia. Salah satu guncangan terbesar terjadi pada awal tahun 2020, ketika pandemi COVID-19 melanda dunia. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS), jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia pada Februari 2020 mengalami penurunan sebesar 28,85% dibandingkan Februari 2019, dan bahkan turun 30,42% dibandingkan Januari 2020 [2]. Kondisi ini menunjukkan perlunya metode peramalan yang mampu menangkap perubahan mendadak dalam pola kunjungan wisatawan, salah satunya model time series seperti ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average).

ARIMA telah banyak digunakan dalam berbagai bidang karena fleksibilitasnya dalam menangani berbagai pola data. Namun, model ARIMA memiliki keterbatasan dalam menangkap dampak langsung dari kejadian eksternal yang bersifat insidental dan disruptif, seperti pandemi. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, digunakan pendekatan analisis intervensi yang mampu mengukur pengaruh suatu peristiwa terhadap data *time series*. Intervensi dalam konteks ini mencakup kejadian seperti bencana alam, krisis non-alam, perubahan kebijakan, atau ketidakstabilan politik. Dalam kasus pandemi COVID-19, yang dikategorikan sebagai bencana non-alam, analisis intervensi menjadi alat yang relevan untuk mengukur dampaknya terhadap jumlah kunjungan wisatawan secara kuantitatif.

Berbagai studi terdahulu telah menunjukkan efektivitas model ARIMA maupun analisis intervensi. Seperti penelitian terkait dampak resesi ekonomi terhadap nilai tukar di Nigeria [6], serta studi lainnya mengenai pengaruh serangan bom Bali terhadap pariwisata Indonesia [8]. Pendekatan intervensi juga digunakan untuk meramalkan indeks saham LQ45 selama pandemi [19]. Metode ARIMA juga banyak diterapkan dalam konteks pariwisata, seperti pada penelitian yang memodelkan jumlah kunjungan wisatawan di Provinsi Nusa Tenggara Barat menggunakan ARIMA (1,2,1) yang terbukti memenuhi seluruh asumsi diagnostik [17]. Studi lain menunjukkan bahwa

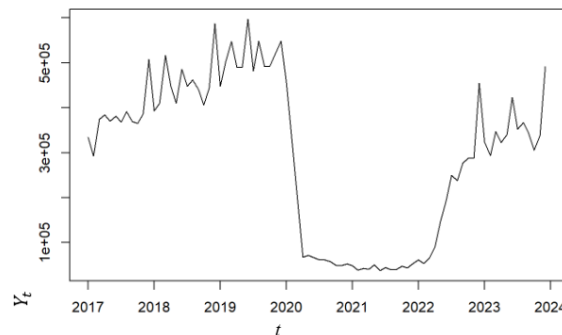
penggunaan analisis intervensi dengan fungsi step efektif dalam meramalkan jumlah wisatawan mancanegara ke Indonesia, di mana model ARIMA (0,1,1) dengan intervensi step menghasilkan performa terbaik dengan MAPE sebesar 9,91% [13]. Selain itu, pemodelan jumlah wisatawan asing yang masuk ke Indonesia menggunakan ARIMA (1,1,0) juga dilaporkan memenuhi syarat signifikansi parameter dan karakteristik *white noise* pada sisaan % [7].

Belum banyak penelitian yang secara khusus memodelkan dan meramalkan jumlah wisatawan ASEAN yang berkunjung ke Indonesia, padahal negara ASEAN merupakan penyumbang wisatawan terbesar [1]. Selain itu, integrasi model ARIMA dengan analisis intervensi untuk mengukur dampak pandemi COVID-19 terhadap wisatawan ASEAN secara spesifik juga belum dilakukan dalam penelitian terdahulu. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan peramalan jumlah wisatawan ASEAN yang berkunjung ke Indonesia dengan menggunakan analisis intervensi berbasis model ARIMA. Pendekatan ini tidak hanya memberikan gambaran kuantitatif mengenai dampak pandemi terhadap sektor pariwisata, tetapi juga menyajikan proyeksi tren kunjungan di masa mendatang.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder, yaitu data bulanan jumlah kunjungan wisatawan ASEAN ke Indonesia untuk periode Januari 2017 hingga November 2024. Data tersebut diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Untuk keperluan pemodelan dan evaluasi, data dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* periode Januari 2017-Desember 2023, data *testing* periode Januari 2024 hingga November 2024.



Gambar 2.1 Plot jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia tahun 2017-2023

Gambar 2.1 menunjukkan jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia tahun 2017-2023. Pada awal periode, jumlah kunjungan meningkat secara konsisten hingga mencapai puncaknya pada awal tahun 2020. Namun, terjadi penurunan drastis di awal 2020 yang kemungkinan disebabkan oleh kejadian besar seperti pandemi COVID-19 sehingga membatasi mobilitas. Setelah penurunan tersebut, jumlah kunjungan tetap stabil di tingkat rendah selama periode 2020 hingga 2022 yang mencerminkan dampak berkepanjangan dari pembatasan aktivitas. Berdasarkan hal tersebut, data *training* diklasifikasikan berdasarkan periode intervensi pandemi COVID-19, yaitu:

1. Sebelum Intervensi: Januari 2017 – Januari 2020 (periode sebelum pandemi).
2. Intervensi Pertama: Februari 2020 – April 2022 (periode dampak awal pandemi dan kebijakan pembatasan ketat).
3. Intervensi Kedua: Mei 2022 – Desember 2023 (periode adaptasi dan pemulihan pasca-pembatasan).

Berdasarkan karakteristik data, model yang digunakan adalah ARIMA, bukan SARIMA, karena tidak terlihat adanya pola musiman. Dalam penelitian ini, perangkat lunak yang digunakan

untuk melakukan analisis adalah RStudio dan *Statistical Analysis System* (SAS). RStudio digunakan untuk memodelkan data sebelum intervensi. Sedangkan SAS digunakan untuk memodelkan intervensi pertama dan kedua.

2.2. Pemodelan ARIMA untuk Data Sebelum Intervensi

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model peramalan yang menggabungkan komponen *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), serta tingkat *differencing* dalam analisisnya [11]. ARIMA dapat didefinisikan menjadi model ARIMA (p, d, q) yang dituliskan sebagai berikut [10]:

$$\Phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B)\varepsilon_t, \quad (2.1)$$

dan

- Φ_p : parameter dari *autoregressive* ke- p ,
- θ_q : parameter dari *moving average* ke- q ,
- d : banyak *differencing*,
- ε_t : sisaan pada waktu t ,
- B : Operator *backshift*.

Tahapan yang dilakukan diantaranya:

a. Pemeriksaan Autokorelasi

Autokorelasi perlu diperhatikan dalam analisis *time series*. Untuk mendeteksinya, digunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis:

H_0 : tidak ada autokorelasi pada $\{W_t\}$,

H_1 : ada autokorelasi pada $\{W_t\}$.

Penolakan H_0 terjadi jika *p-value* $< 0,05$.

b. Pemeriksaan Kestasioneran

Pemeriksaan terhadap rata-rata diuji secara formal menggunakan Uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*). Sementara itu, kestasioneran terhadap ragam dieksplorasi menggunakan Plot Box-Cox. Uji ADF memiliki persamaan sebagai berikut [5]:

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} = \alpha + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (2.2)$$

dengan

- Y_t : pengamatan pada waktu ke- t ,
- α : konstanta,
- γ : koefisien utama yang diuji,
- δ_i : koefisien dari *lag* diferensi untuk menangani autokorelasi,
- p : panjang ordo AR,
- ε_t : sisaan pada waktu t .

Uji ADF memiliki hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\gamma = 0$, data tidak stasioner dalam rata-rata,

H_1 : $\gamma < 0$, data stasioner dalam rata-rata.

Pengambilan keputusan pada uji ADF adalah menolak H_0 jika *p-value* lebih kecil dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Ketidakstasioneran data dalam hal nilai rata-rata dapat diatasi dengan menerapkan metode *differencing* pada orde tertentu [18]. Secara umum, proses *differencing* ini dapat dinyatakan dalam bentuk sebagai berikut:

$$Y_t^d = Y_t - Y_{t-d} = (1 - B)^d Y_t, \quad (2.3)$$

dengan

- Y_t : data pada waktu ke- t ,
- d : orde *differencing*,
- B : operator *backshift*.

- c. Identifikasi model dengan menganalisis pola pada plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) dari data yang telah stasioner.

Tabel 2.1 Identifikasi model ARIMA dengan plot ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
<i>AR(p)</i>	Menurun secara perlahan (<i>tails off</i>).	<i>Cut off</i> setelah lag <i>p</i> .
<i>MA(q)</i>	<i>Cut off</i> setelah lag <i>q</i> .	Menurun secara perlahan (<i>tails off</i>).
<i>ARMA(p, q)</i>	<i>Cut off</i> setelah lag <i>q</i> .	<i>Cut off</i> setelah lag <i>p</i> .

- d. Estimasi dan Seleksi Model

Parameter model diduga, dan model terbaik dipilih berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang terkecil. Nilai AIC dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$AIC = -2\log(L) + 2M, \quad (2.4)$$

dengan

$\log(L)$: nilai fungsi *log-likelihood*,

M : banyak parameter pada model.

- e. Diagnostik Model

Model yang terpilih diperiksa kelayakannya melalui uji asumsi residual, yaitu Uji Kolmogorov-Smirnov untuk kenormalan dan Uji Ljung-Box untuk kebebasan residual. Uji K-S memiliki persamaan sebagai berikut:

$$D = \max|F_0(x) - S_n(x)|, \quad (2.5)$$

dengan

$F_0(x)$: fungsi kumulatif sebaran,

$S_n(x)$: peluang kumulatif sampel,

n : banyak pengamatan.

Uji K-S memiliki hipotesis sebagai berikut:

H_0 : data menyebar normal,

H_1 : data tidak menyebar normal.

Jika $p - value \geq \alpha$ maka dapat disimpulkan bahwa data terdistribusi normal.

Statistik uji *Ljung-Box*, yaitu:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^s \frac{r_k^2}{n-k}, \quad (2.6)$$

dengan

n : banyak data sisaan,

s : banyak *lag* yang dipilih untuk menguji autokorelasi,

r_k : koefisien autokorelasi *lag* ke- k ,

k : *lag* yang diamati.

Hipotesis dalam uji *Ljung-Box* dapat dituliskan sebagai berikut [3]:

H_0 : data tidak terdapat autokorelasi pada sisaan,

H_1 : data terdapat autokorelasi pada sisaan.

Pengambilan keputusan uji *Ljung-Box* yaitu jika nilai Q lebih besar dari sebaran χ^2 dengan derajat bebas s , maka H_0 ditolak, dengan kata lain dapat dinyatakan bahwa terdapat autokorelasi pada data sisaan dari model terpilih.

Selanjutnya untuk mengukur tingkat *error* pada model dengan menghitung *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Secara matematis MAPE dinyatakan sebagai berikut [16].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \times 100\%, \quad (2.7)$$

dengan:

Y_t : nilai aktual pengamatan pada waktu t ,

F_t : nilai peramalan pada waktu t ,

n : banyak pengamatan.

Selang nilai MAPE yang digunakan sebagai ukuran kemampuan model dalam melakukan peramalan disajikan dalam Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Signifikansi nilai MAPE

Selang MAPE	Signifikansi
< 10%	Kemampuan peramalan yang sangat baik
10% - 20%	Kemampuan peramalan yang baik
20% - 50%	Kemampuan peramalan yang layak
> 50%	Kemampuan peramalan yang buruk

2.3. Pemodelan Analisis Intervensi

Analisis intervensi merupakan model statistik yang digunakan untuk mengukur dan mengevaluasi dampak suatu kejadian atau perubahan signifikan terhadap suatu *time series*. Model intervensi secara umum sebagai berikut:

$$Z_t = f(I_t) + Y_t, \quad (2.8)$$

$$Z_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t + Y_t,$$

dengan

Z_t : variabel respons intervensi pada waktu ke- t ,

I_t : variabel intervensi pada waktu ke- t ,

ω_s : koefisien dari orde s ,

δ_r : koefisien dari orde r ,

B^b : koefisien dari orde b ,

b : waktu terjadinya dampak dari intervensi,

Y_t : model ARIMA sebelum intervensi.

Dalam mengidentifikasi model intervensi (b, r, s) , nilai b ditentukan dengan melihat kapan intervensi mulai memberikan efek, nilai s menunjukkan kapan respons mulai menurun dan r menunjukkan pola sisaan [9]. Tahapan yang dilalui diantaranya:

- a. Pembangunan model intervensi pertama. Model dibangun dengan menambahkan komponen intervensi pada model dasar.
- b. Identifikasi Orde Intervensi (b, s, r) . Orde b (*delay*) mengidentifikasi waktu mulai dampak, s (*duration*) merepresentasikan lamanya dampak berlangsung, dan r (*shape*) menggambarkan pola dampak (sementara atau permanen).
- c. Estimasi parameter dan diagnostik model. Parameter model intervensi diduga dan diperiksa kelayakannya melalui uji kenormalan dan kebebasan residual.
- d. Pembangunan model intervensi kedua. Prosedur yang sama dilakukan untuk periode intervensi kedua, dengan menggunakan model intervensi pertama sebagai dasar.

2.4. Evaluasi dan Seleksi Model Final

Semua model yang dibangun (ARIMA dasar, intervensi pertama, dan intervensi kedua) dievaluasi dan dibandingkan untuk memilih model yang paling optimal berdasarkan kriteria statistik. Pemilihan model dilakukan dengan menilai akurasi peramalan menggunakan MAPE serta membandingkan nilai AIC.

2.5. Peramalan

Model final yang terpilih kemudian digunakan untuk meramalkan jumlah wisatawan ASEAN pada periode Januari 2024 hingga November 2024. Setelah peramalan dilakukan, hasil prediksi dievaluasi menggunakan MAPE untuk menilai tingkat akurasi model.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pembentukan Model ARIMA $\{W_t\}$ sebelum Intervensi

Pemodelan ARIMA diterapkan pada wisatawan ASEAN di Indonesia periode 2017-2023 yang dinotasikan sebagai $\{Y_t\}$; $t = 1, 2, \dots, 84$. $\{Y_t\}$ dengan $t = 1, 2, \dots, 37$ digunakan sebagai pembentukan model ARIMA yang dinotasikan sebagai $\{W_t\}$, $\{Y_t\}$ pada $t = 38, 39, \dots, 64$ akan digunakan sebagai pembentukan model intervensi pertama yang dinotasikan sebagai $\{W'_t\}$, dan $\{Y_t\}$ pada $t = 65, 66, \dots, 84$ akan digunakan sebagai pembentukan model intervensi kedua yang dinotasikan sebagai $\{W''_t\}$.

a. Pemeriksaan Autokorelasi $\{W_t\}$

Autokorelasi perlu diperhatikan dalam analisis *time series*. Untuk mendeteksinya, digunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis:

H_0 : tidak ada autokorelasi pada $\{W_t\}$,

H_1 : ada autokorelasi pada $\{W_t\}$.

Penolakan H_0 terjadi jika $p\text{-value} < 0,05$ dengan 5 lag sebagai interval antar observasi. Hasil uji ditampilkan pada Tabel 3.1.

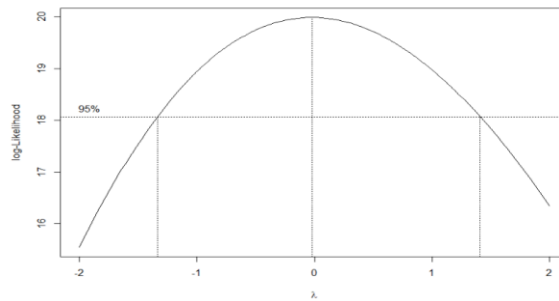
Tabel 3.1 Hasil uji Ljung-Box $\{W_t\}$

<i>Lag</i>	<i>p-value</i>
1	0,00048
2	0,00002
3	<0,00000
4	<0,00000
5	<0,00000

Berdasarkan Tabel 3.1, terlihat bahwa nilai $p\text{-value} < 0,05$ sehingga hipotesis H_0 ditolak. Artinya terdapat autokorelasi pada $\{W_t\}$ di semua *lag* yang diuji.

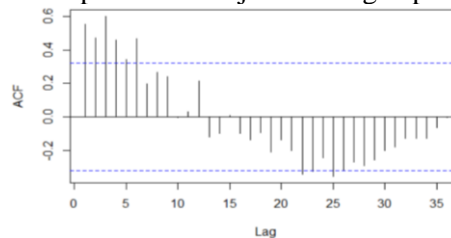
b. Kestasioneran $\{W_t\}$

Kestasioneran terhadap ragam dievaluasi dengan memeriksa apakah data memerlukan transformasi melalui analisis Box-Cox. Plot Box-Cox digunakan untuk mengidentifikasi nilai λ yang memberikan ragam paling stabil. Jika $\lambda = 1$ berada dalam selang kepercayaan, maka transformasi tidak diperlukan karena ragam sudah cukup stabil [12]. Hasil plot *Box-Cox* ditampilkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Plot Box-Cox $\{W_t\}$

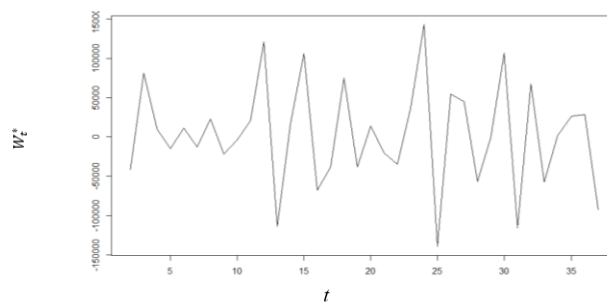
Berdasarkan Gambar 3.1, nilai optimum λ adalah $-0,0202$, dengan selang kepercayaan 95% antara $-1,31310$ hingga $1,39400$. Karena nilai 1 termasuk dalam selang tersebut, maka $\{W_t\}$ dianggap stasioner terhadap ragam. Artinya, ragam data wisatawan ASEAN sebelum pandemi sudah relatif stabil secara alami, yang cukup umum pada data turisme karena pada periode sebelum pandemi tingkat kunjungan wisata cenderung bergerak dalam pola yang relatif konsisten tanpa fluktuasi ekstrem. Pemeriksaan terhadap rata-rata dilanjutkan dengan plot ACF pada Gambar 3.



Gambar 3.2 Plot ACF $\{W_t\}$

Gambar 3.2 menunjukkan plot ACF yang menurun perlahan, mengindikasikan $\{W_t\}$ belum stasioner terhadap rata-rata. Hasil uji menunjukkan p -value $0,60940$ ($> 0,05$), sehingga H_0 tidak ditolak dan data dinyatakan tidak stasioner terhadap rata-rata. Ketidakstasioneran ini sesuai dengan karakteristik data turisme sebelum pandemi, di mana jumlah wisatawan biasanya mengalami pertumbuhan jangka panjang. Sesuai hasil eksplorasi, kestasioneran ditangani dengan *differencing*:

$$W_t^* = W_t - W_{t-1}. \quad (3.1)$$

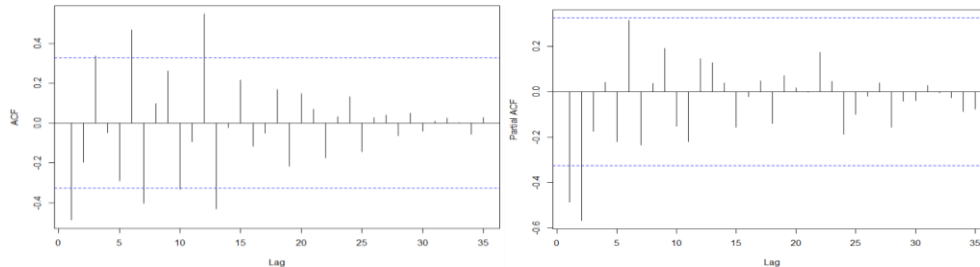


Gambar 3.3 Plot $\{W_t^*\}$

Gambar 3.3 menunjukkan bahwa $\{W_t^*\}$ tidak memiliki pola tren, dengan pergerakan grafik di sekitar rata-rata nol, menandakan data telah stasioner setelah *differencing* pertama. Uji ADF menghasilkan p -value $0,02091$ ($< 0,05$), sehingga H_0 ditolak dan data dinyatakan stasioner terhadap rata-rata. Hasil ini konsisten dengan eksplorasi plot *time series*.

c. Identifikasi Model $\{W_t^*\}$

Nilai ACF dan PACF digunakan untuk mengidentifikasi model yang sesuai dalam memprediksi data jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia. Plot ACF dan PACF dari data jumlah wisatawan ASEAN disajikan pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Plot ACF dan PACF $\{W_t^*\}$

Pada plot ACF didapatkan bahwa plot *cuts off* setelah lag kedua. Selanjutnya, pada plot PACF dapat terlihat bahwa plot tersebut *cuts off* setelah lag kedua. Berdasarkan plot ACF dan PACF, didapatkan enam model tentatif yang terbentuk sebagai berikut.

Tabel 3.2 Nilai penduga parameter model tentatif ARIMA

Model	Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>
ARIMA(1,1,1)	AR(1)	-0,22968	0,23910
	MA(1)	-0,60803	<0,00000
ARIMA(2,1,1)	AR(1)	-0,64343	0,00329
	AR(2)	-0,51976	0,00230
ARIMA(0,1,2)	MA(1)	-0,21851	0,36452
	MA(2)	-1,00732	<0,00000
ARIMA(2,1,3)	MA(2)	0,39764	0,02661
	AR(1)	-0,53343	0,18580
	AR(2)	-0,51799	0,07589
	MA(1)	-0,34141	0,45577
ARIMA(2,1,0)	MA(2)	0,12366	0,67029
	MA(3)	0,01258	0,95609
	AR(1)	-0,78218	<0,00000
	AR(2)	-0,58253	0,00013

Tabel 3.2 menunjukkan bahwa dari enam model ARIMA yang diuji, hanya ARIMA(2,1,0) dan ARIMA(0,1,2) yang memiliki *p-value* < 0,05. Kedua model ini dianalisis lebih lanjut untuk menentukan model terbaik sebelum intervensi. Berdasarkan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC), model dengan nilai AIC terkecil dianggap paling baik [4]. ARIMA(2,1,0) memiliki AIC 883,00, lebih rendah dari ARIMA(0,1,2) yang bernilai 885,63, sehingga dipilih sebagai model terbaik untuk meramalkan jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia.

d. Uji Diagnostik Model ARIMA(2,1,0)

Uji diagnostik model dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov untuk menguji normalitas sisaan, uji Ljung-Box untuk mendeteksi autokorelasi, dan uji-t untuk menguji apakah rata-rata sisaan berbeda secara signifikan dari nol.

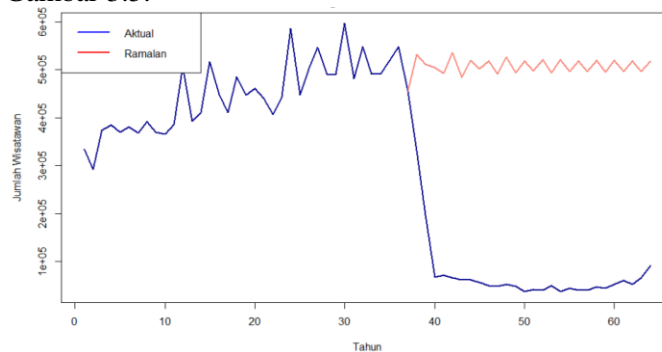
Tabel 3.3 Hasil uji formal diagnostik ARIMA(2,1,0)

Uji Formal	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i>	0,50730	Sisaan menyebar normal
Uji <i>Ljung-Box</i>	0,2362	Sisaan saling bebas
Uji- <i>t</i>	0,1445	Nilai tengah sisaan sama dengan nol

Berdasarkan Tabel 3.3, seluruh uji diagnostik menunjukkan *p-value* lebih besar dari tingkat signifikansi 5%. Artinya, sisaan terdistribusi normal, tidak terdapat autokorelasi, dan rata-rata sisaan tidak berbeda signifikan dari nol. Dengan demikian, model ARIMA(2,1,0) mampu menangkap pola data dengan baik. Hasil pemodelan ARIMA(2,1,0) terhadap data yang telah ditransformasi dilambangkan sebagai \widehat{W}_t , sehingga model sebelum intervensi dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\widehat{W}_t = \widehat{W}_{t-1} - 0.78218(\widehat{W}_{t-1} - \widehat{W}_{t-2}) - 0.58253(\widehat{W}_{t-2} - \widehat{W}_{t-3}) + \widehat{\varepsilon}_t. \quad (3.2)$$

Persamaan model ARIMA tersebut digunakan untuk melakukan peramalan menggunakan model ARIMA(2,1,0) sebagai tahap akhir dalam pembentukan model sebelum intervensi. Selanjutnya plot perbandingan hasil peramalan menggunakan model ARIMA(2,1,0) dengan data aktual terdapat pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 Plot perbandingan $\{\widehat{W}_t\}$ dengan $\{W'_t\}$

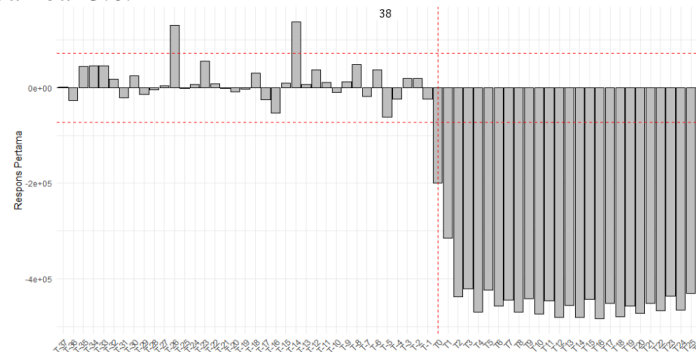
Berdasarkan Gambar 3.5, hasil peramalan menggunakan model ARIMA(2,1,0) menunjukkan tren yang stabil hingga akhir periode. Sebaliknya, data aktual mengalami penurunan selama masa pandemi COVID-19, yang tidak tercermin dalam model karena model dibangun murni berdasarkan data sebelum pandemi, yaitu periode dengan kondisi ekonomi dan mobilitas wisatawan yang normal. Perbandingan antara hasil ramalan dan data aktual menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 86,31%, yang menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi cukup besar. MAPE yang buruk terjadi karena pandemi menimbulkan perubahan ekstrem pada jumlah wisatawan, seperti pembatasan perjalanan yang tidak pernah muncul pada data historis sebelum pandemi. Akibatnya, model tidak mampu menangkap *shock* tersebut. Oleh karena itu, diperlukan analisis intervensi untuk membentuk model yang lebih sesuai dengan kondisi aktual.

3.2 Model Intervensi Pertama

Intervensi pertama akibat pandemi COVID-19 terjadi pada periode Februari 2020 - April 2022 dinotasikan sebagai $\{W'_t\}$. Analisis intervensi ini menggunakan fungsi *step* karena pandemi COVID-19 memiliki dampak yang berlangsung dalam jangka waktu yang cukup panjang. Sedangkan fungsi *pulse* adalah bentuk intervensi yang terjadi dalam jangka waktu yang relatif pendek atau sementara [15].

a. Identifikasi Respons $\{W'_t\}$

Hasil peramalan dari model ARIMA sebelum intervensi digunakan untuk menghitung sisaan intervensi, yaitu selisih antara nilai ramalan dan data aktual. Garis signifikansi pada diagram respons intervensi ditentukan berdasarkan dua kali standar deviasi dari sisaan model. Model ARIMA(2,1,0) yang digunakan pada intervensi pertama menghasilkan garis signifikansi yang ditampilkan pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6 Diagram respons $\{W'_t\}$

Gambar 3.6 menunjukkan bahwa pandemi COVID-19 menyebabkan perubahan yang bersifat langsung (*abrupt*) dan permanen pada data *time series*, mengindikasikan adanya intervensi dengan fungsi *step*. Penurunan jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia mulai terjadi pada Februari 2020 ($T = 38$), sehingga orde $b = 0$, karena dampak intervensi muncul tanpa jeda waktu. Orde $s = 2$ ditentukan berdasarkan lonjakan signifikan pada respons, sedangkan orde $r = 0$ karena tidak terlihat pola yang jelas pada diagram respons. Dengan demikian, hasil identifikasi diagram respons menunjukkan bahwa orde tentatif untuk model intervensi pertama adalah $b = 0$, $s = 2$, dan $r = 0$.

b. Pendugaan Parameter Model Intervensi Pertama

Setelah tahap identifikasi orde intervensi pertama, langkah selanjutnya adalah menganalisis nilai koefisien hasil estimasi berdasarkan *p-value* untuk menilai signifikansinya. Parameter dengan *p-value* $< 0,05$ dianggap signifikan dan memiliki pengaruh nyata terhadap model. Proses ini penting untuk memastikan bahwa model mampu menggambarkan pola data secara akurat dalam analisis dan peramalan.

Tabel 3.4 Nilai pendugaan parameter model intervensi pertama

Model	Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>
ARIMA(2,1,0) $b = 0, s = 2, r = 0$	AR(1)	-0,8218	<0,000
	AR(2)	-0,58253	<0,000
	ω_0	-17812	<0,000
	ω_1	-13929	0,001
	ω_2	-10932	0,001

Berdasarkan Tabel 3.4, seluruh parameter dalam model ARIMA(2,1,0) dengan intervensi ($b = 0$, $s = 2$, $r = 0$) memiliki *p-value* $< 0,05$, menunjukkan signifikansi statistik. Parameter ω_0 yang bernilai negatif menunjukkan dampak awal pandemi COVID-19 menyebabkan penurunan jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia, yang langsung terasa sejak Februari 2020 ($b = 0$). Sementara itu, parameter ω_2 mencerminkan adanya fluktuasi jumlah wisatawan pada Mei 2020 ($T +$

2), setelah periode intervensi. Secara keseluruhan, model intervensi pertama dapat menjelaskan pola data dengan baik.

c. Uji Diagnostik Model Intervensi Pertama

Langkah selanjutnya adalah uji *Ljung-Box* yang bertujuan untuk mengidentifikasi keberadaan autokorelasi pada sisaan model. Selain itu, dilakukan uji-*t* untuk menguji signifikansi parameter dalam model. Hasil uji sisaan model intervensi pertama dapat dilihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Hasil uji formal diagnostik model intervensi pertama

Model	Uji Formal	<i>p-value</i>
ARIMA(2,1,0)	Uji <i>Ljung-Box</i>	0,1153
$b = 0, s = 2, r = 0$	Uji- <i>t</i>	0,2457

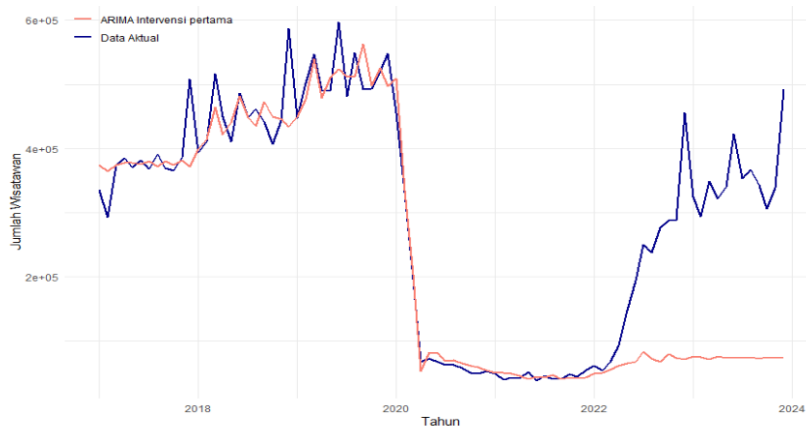
Tabel 3.5 menyajikan hasil uji *Ljung-Box* dengan nilai *p-value* sebesar 0,1153 yang lebih besar dari taraf signifikansi 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terdapat autokorelasi signifikan dalam sisaan, sehingga model telah menangkap pola dalam data dengan baik. Selain itu, uji-*t* menghasilkan *p-value* sebesar 0,2457 yang juga melebihi 0,05. Ini mengindikasikan bahwa parameter intervensi yang dimodelkan tidak signifikan secara statistik. Artinya, belum terdapat bukti yang kuat bahwa peristiwa intervensi memberikan dampak yang berbeda nyata dari nol terhadap data kunjungan wisatawan sesuai dengan spesifikasi model in. Kemudian model ARIMA (2,1,0) dengan intervensi pertama berorde $b = 0, s = 2, r = 0$ dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z'_t = (-17812 + 13929B + 10932B^2)S_t^{38} + \hat{W}_t, \quad (3.3)$$

dengan

$$\hat{W}_t = \hat{W}_{t-1} - 0.78218(\hat{W}_{t-1} - \hat{W}_{t-2}) - 0.58253(\hat{W}_{t-2} - \hat{W}_{t-3}) + \hat{\varepsilon}_t,$$

$$S_t^{38} = \begin{cases} 0, & t < 38 \\ 1, & t \geq 38 \end{cases}$$



Gambar 3.7 Plot perbandingan peramalan $\{Z'_t\}$ dengan $\{W''_t\}$

Pada Gambar 3.7 garis biru menunjukkan data aktual jumlah wisatawan ASEAN, sementara garis merah merepresentasikan hasil peramalan. Model intervensi pertama menunjukkan pola yang relatif stabil hingga akhir periode, sedangkan data aktual mengalami penurunan tajam selama pandemi COVID-19 yang dimulai awal 2020, diikuti fase pemulihan bertahap sejak awal 2022. Nilai akurasi model diukur menggunakan MAPE sebesar 56,68%, yang menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi masih cukup besar. Hal ini mengindikasikan bahwa model belum sepenuhnya mampu menangkap dinamika perubahan dalam data, sehingga diperlukan pendekatan pemodelan

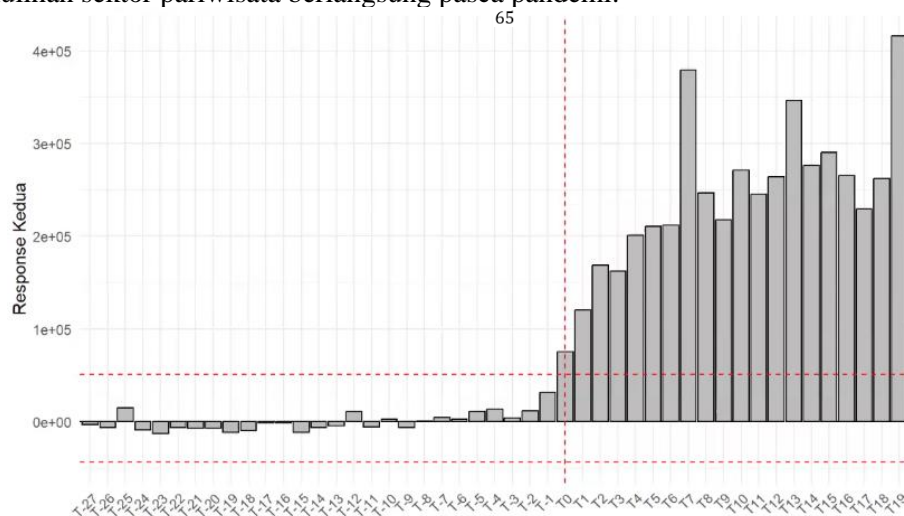
lanjutan yang lebih sesuai, seperti model intervensi tambahan untuk menangani perubahan struktural.

3.3 Model Intervensi Kedua

Model intervensi kedua diterapkan pada periode Mei 2022 hingga Desember 2023 untuk menganalisis dampak kebijakan pemulihan pariwisata pasca pandemi COVID-19 terhadap jumlah wisatawan ASEAN. Intervensi ini dimodelkan menggunakan fungsi *step*, karena perubahan yang terjadi bersifat permanen. Faktor-faktor utama yang memengaruhi peningkatan jumlah kunjungan wisatawan dalam periode ini meliputi pembukaan kembali perbatasan, pelonggaran regulasi perjalanan, serta program promosi pariwisata yang dilakukan oleh pemerintah Indonesia.

a. Identifikasi Respons $\{W''_t\}$

Setelah menganalisis dampak awal pandemi melalui model intervensi pertama, model intervensi kedua diterapkan pada Mei 2022 ($T = 65$) untuk mengkaji pengaruh kebijakan pemulihan pariwisata terhadap jumlah wisatawan ASEAN. Dengan menggunakan fungsi *step*, model ini memungkinkan analisis perubahan tren sebelum dan sesudah intervensi, serta mengukur sejauh mana pemulihan sektor pariwisata berlangsung pasca pandemi.



Gambar 3.8 Diagram respons $\{W''_t\}$

Berdasarkan Gambar 3.8, orde intervensi kedua ditentukan sebagai $b = 0, s = 3, r = 0$. Orde $b = 0$, karena dampak intervensi langsung terlihat pada Mei 2022. Orde $s = 3$ menunjukkan bahwa efek intervensi berlangsung selama beberapa periode setelah kejadian sebelum mencapai kestabilan, sebagaimana terlihat dari pola perubahan sisaan. Sementara itu, orde $r = 0$ dipilih karena pola sisaan menunjukkan perubahan yang signifikan dan menetap setelah titik intervensi.

b. Pendugaan Parameter Model Intervensi Kedua

Setelah tahap identifikasi orde intervensi kedua, langkah berikutnya adalah mengestimasi parameter model intervensi pertama. Diperoleh salah satu orde intervensi dengan parameter intervensi ω_0 hingga ω_3 , sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Nilai pendugaan parameter model intervensi kedua

Model	Parameter	Koefisien	<i>p-value</i>
ARIMA(2,1,0) $b = 0, s = 3, r = 0$	AR(1)	-0,78218	<0,000
	AR(2)	-0,58253	<0,000
	ω_0	29429	0,025
	ω_1	-8358	0,018
	ω_2	-70883	0,007
	ω_3	-11471	0,032

Tabel 3.6 menunjukkan koefisien AR(1) dan AR(2) masing-masing bernilai negatif, dengan *p-value* < 0,000, yang berarti hubungan antara nilai saat ini dengan nilai pada periode sebelumnya bersifat negatif dan signifikan. Ini menunjukkan bahwa jika terjadi kenaikan pada periode sebelumnya, maka akan cenderung diikuti oleh penurunan pada periode berikutnya dan sebaliknya dengan pengaruh yang semakin melemah seiring bertambahnya *lag*. Sementara itu, seluruh parameter intervensi ω_0 , ω_1 , ω_2 , dan ω_3 signifikan (*p-value* < 0,05), yang menunjukkan bahwa intervensi pasca pandemi memberikan dampak nyata terhadap perubahan pola data. Nilai koefisien yang bervariasi, positif pada ω_0 dan negatif pada ω_1 hingga ω_3 , menggambarkan dinamika pemulihan yang tidak langsung stabil. Pola ini menggambarkan fenomena ekonomi pasca pandemi, yaitu pemulihan yang bersifat bertahap karena masih ada sejumlah tantangan termasuk inflasi meningkat [14]. Dengan demikian, intervensi kedua menangkap dinamika pemulihan secara lebih realistis dibandingkan model sebelumnya.

c. Pendugaan Parameter Model Intervensi Kedua

Evaluasi model intervensi dilakukan melalui dua jenis uji, yaitu uji independensi sisaan dan uji nilai tengah sisaan sama dengan nol. Hasil uji terhadap sisaan model intervensi kedua disajikan pada Tabel 3.7.

Tabel 3.71 Hasil uji formal diagnostik model intervensi kedua

Model	Uji Formal	<i>p-value</i>
ARIMA(2,1,0)	Uji <i>Ljung-Box</i>	0,7645
$b = 0, s = 3, r = 0$	Uji- <i>t</i>	0,8656

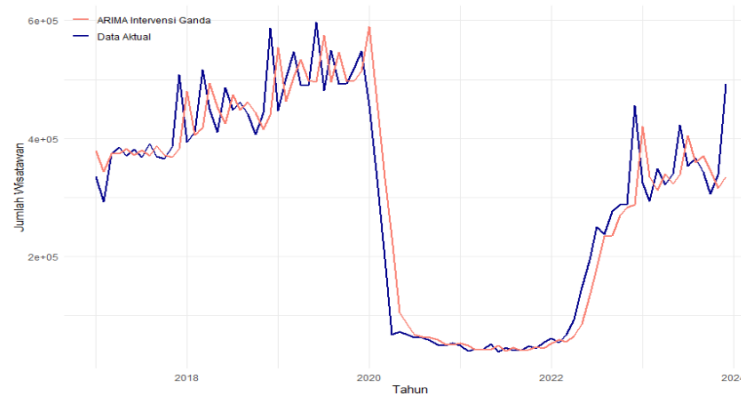
Tabel 3.7 menunjukkan bahwa model intervensi kedua tidak memiliki autokorelasi signifikan (*p-value* Ljung-Box >0,05) dan tidak mengandung bias (*p-value* uji-*t* >0,05). Dengan demikian, model ini telah memenuhi asumsi diagnostik dan cukup baik dalam menggambarkan data. Kemudian model ARIMA (2,1,0) dengan intervensi ganda berorde $b = 0, s = 3, r = 0$ dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t'' = (29429 + 83582B + 70883B^2 + 11471B^3)S_t^{65} + \widehat{W}_t, \quad (3.4)$$

dengan

$$\widehat{W}_t = \widehat{W}_{t-1} - 0.78218(\widehat{W}_{t-1} - \widehat{W}_{t-2}) - 0.58253(\widehat{W}_{t-2} - \widehat{W}_{t-3}) + \widehat{\varepsilon}_t,$$

$$S_t^{65} = \begin{cases} 0, & t < 65 \\ 1, & t \geq 65 \end{cases}$$



Gambar 3.9 Perbandingan $\{Z_t''\}$ dengan data aktual

Gambar 3.9 menunjukkan bahwa model ARIMA dengan intervensi mampu mengikuti pola tren data aktual dengan cukup baik, meskipun terdapat beberapa titik perbedaan antara hasil peramalan (garis merah) dan data aktual (garis biru). Nilai MAPE sebesar 14,91% menunjukkan tingkat kesalahan yang masih dapat diterima, sehingga model ini dinilai cukup baik dalam merepresentasikan data historis.

3.4 Peramalan Menggunakan $\{Z_t''\}$

Tahapan berikutnya adalah melakukan peramalan data selama 11 bulan dari Januari hingga November 2024. Tabel 10 menyajikan hasil peramalan jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia selama periode tersebut. Dengan nilai MAPE sebesar 8,21% (di bawah 10%), model ini dinilai sangat baik dalam meramalkan jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia untuk periode Januari hingga November 2024.

Tabel 10 Perbandingan peramalan $\{Z_t''\}$ dengan data aktual

Tanggal	Data Aktual	Data Ramalan
Jan – 2024	314270	340612
Feb – 2024	428241	362485
Mar – 2024	361641	428882
Apr – 2024	371155	390709
Mei – 2024	396224	349082
Jun – 2024	430087	425832
Jul – 2024	376010	380140
Agu – 2024	419263	380020
Sep – 2024	431858	390565
Okt – 2024	391985	404071
Nov – 2024	383038	367154

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, model ARIMA terbaik untuk meramalkan jumlah wisatawan ASEAN di Indonesia sebelum adanya intervensi adalah ARIMA(2,1,0). Setelah dilakukan analisis intervensi, ditemukan dua model intervensi bertipe step yang signifikan, yaitu model pertama pada periode ke-38 dengan orde $b=0$, $s=2$, $r=0$, dan model kedua pada periode ke-65 dengan orde $b=0$, $s=3$, $r=0$. Kedua model ini berhasil menangkap perubahan pola data akibat pandemi COVID-19,

yang dibuktikan dengan nilai MAPE sebesar 14,91%, menunjukkan kemampuan peramalan yang baik. Untuk periode Januari hingga November 2024, hasil peramalan jumlah wisatawan ASEAN berada di kisaran 341000 hingga 423000 orang, dengan pola yang hampir sama dengan data aktual. Ketepatan model tercermin dari nilai MAPE sebesar 8,21%, yang menunjukkan tingkat akurasi peramalan yang sangat tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ajisaputra, A., Soesetyo, H. A., & Juniarsa, N., 2023. Analisis Kontribusi Negara ASEAN dalam Menunjang Pariwisata Berkelanjutan di Indonesia. *Jurnal EMA*, 8(1). <https://doi.org/10.51213/ema.v8i1.317>
- [2] Badan Pusat Statistika (BPS), 2021. *STATISTIK KUNJUNGAN WISATAWAN MANCANEGERA 2020*.
- [3] Box, G., Jenkins, G., Reinsel, G., & Ljung, G., 2016. *Time Series Analysis: Forecasting and Control. Ed ke-5*. Wiley.
- [4] Hablinawati, L., & Nugraha, J., 2024. Peramalan Nilai Tukar Petani di Daerah Istimewa Yogyakarta Menggunakan Metode ARIMA. *Emerging Statistics and Data Science Journal*, 2(1), 85–96. <https://doi.org/10.20885/esds.vol2.iss.1.art9>
- [5] Harris, R., & Sollis, R., 2003. *Applied Time Series Modelling and Forecasting*. John Willey & Sons, Inc.
- [6] Harrison Etuk, E., & Gbolu Eleki, A., 2017. Arima Intervention Analysis of Monthly Xaf-Ngn Exchange Rates Occasioned By Nigerian Economic Recession. *Noble International Journal of Economics and Financial Research*, 2(4).
- [7] Hidayat, R., & Helmi Mustawinar, B., 2022. Peramalan Jumlah Wisatawan Asing Dengan Model ARIMA. *Infinity: Jurnal Matematika Dan Aplikasinya (IJMA)*, 2(2).
- [8] Ismail, Z., Suhartono, Yahaya, A., & Efendi, R., 2009. Intervention model for analyzing the impact of terrorism to tourism industry. *Journal of Mathematics and Statistics*, 5(4). <https://doi.org/10.3844/jmssp.2009.322.329>
- [9] Kusriani, D., & Werdhiastuti, A., 2020. Forecasting the number of lecturers by multi-input intervention model for human resource university planning policy. *Journal of Physics: Conference*, 1490(1), 1–11. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1490/1/012037>
- [10] Montgomery, D. C. ., Jennings, C. L. ., & Kulahci, Murat, 2016. *Introduction to time series analysis and forecasting*. Wiley.
- [11] Nugroho, A., & Simanjuntak, B., 2014. ARMA (Autoregressive Moving Average) Model for Prediction of Rainfall in Regency of Semarang - Central Java - Republic of Indonesia. *International Journal of Computer Science Issues*, 11(3), 27–32.
- [12] Putri, S., & Arliani, E., 2022. Peramalan produksi padi di Kabupaten Sleman menggunakan model arima forecasting rice production in Sleman Regency using the arima model. *Jurnal Kajian Dan Terapan Matematika*, 8(3), 188–198.
- [13] Ramadhani, A., Wahyuningsih, S., & Siringoringo, M., 2022. Forecasting the Number of Foreign Tourist Visits to Indonesia Used Intervention Analysis with Step Function. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 19(1). <https://doi.org/10.20956/j.v19i1.21607>
- [14] Roreng, P. P., Halik, J. B., Halik, M. Y., & Irdawati, 2025. Systematic Literature Review: Kondisi Makroekonomi Indonesia Pasca Pandemi Covid-19 dan Prospek di Masa Mendatang.

- Journal of Marketing Management and Innovative Business Review*, 2(2), 56–67.
<https://doi.org/10.63416/mrb.v2i2.306>
- [15] Sari, Sugito, & Ispriyanti, D., 2022. Peramalan Indeks Harga Konsumen Menggunakan Model Intervensi Fungsi Step. *Jurnal Gaussian*, 4(4).
- [16] Soepeno, 2012. *Manajemen Produksi Berbantuan Komputer*. Politeknik Negeri Malang.
- [17] Soraya, S., Aziza, I. F., Juanda, M. R. U., Primajati, G., & Rahima, P., 2024. Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) Menggunakan Metode Arima Box-Jenkins. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 6(1), 35–43.
- [18] Wei, W. W. S., 2006. *Time series analysis : univariate and multivariate methods*. Pearson Addison Wesley.
- [19] Zukrianto, S. A., Widyanti Rahayu, & Siregar, D., 2021. Peramalan Indeks Saham LQ45 pada Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Analisis Intervensi. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 5(2). <https://doi.org/10.21009/jsa.05213>