

Step Function Intervention Analysis Model to Estimate Number of Aircraft Passengers in Minangkabau International Airport

Velya Rahma Putri, Zilrahmi*, Syafriandi, Dina Fitria

¹Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: zilrahmi@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 26 Juni 2023

Revised : 02 Agustus 2023

Accepted : 08 Agustus 2023

ABSTRACT

Pandemic of Covid-19 had a quite big impact in air transportation. Minangkabau International Airport (BIM) has also felt the impact of this pandemic, namely a drastic decrease in the number of airplane passengers or there was an intervention event. a stable of airplane passengers is needed to indicate a stable economy in the transportation sector. If there are no passengers or flight activity in an area, it means that there are no entry and exit of economic activities, industrial activities, tourism and trade which help economic development. For this reason, it is necessary to do forecasting so that the problems that arise as a result of the drastic decline can be resolved by making new policies. Forecasting was carried out in this study to obtain an intervention model that will be used for forecast the next 12 months and predict how long the effect of the intervention will last for avoid further losses due to the continued decline in the number of passengers. The use of Intervention Analysis in this study is due to the presence of intervention variable that affect the pattern of data on the number of air plane passangers. The intervention model is considered better for data that has intervention variable compared to SARIMA models. The results of forecasting showed that the SARIMA model $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ $b = 0$, $s = 8$, $r = 1$ is the best model that can be used for forecasting data containing interventions. This is evidenced by the small MAPE of 36.34% so that the model is feasible to use because the accuracy is quite high and close to the actual value.

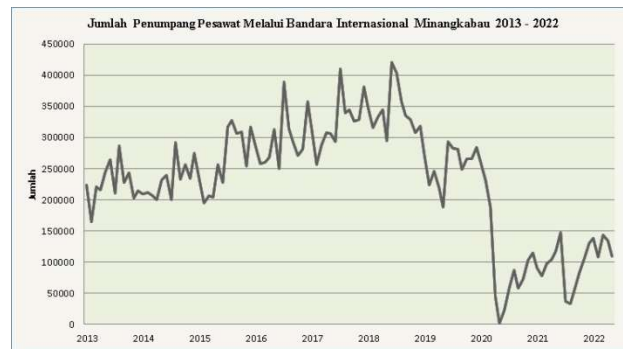
Keywords: Forecasting, Intervention, Number of Passengers, SARIMA, Step Function.



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Bandara Internasional Minangkabau (BIM) adalah bandar udara berlokasi di Kabupaten Padang Pariaman, Sumatera Barat. Selain berfungsi sebagai penyelenggara penerbangan, BIM juga memiliki peranan penting dalam pertumbuhan dan stabilitas ekonomi di Provinsi Sumatera Barat serta penghubung wilayah Sumatera Barat dengan wilayah lainnya. Dalam Undang-Undang No 1 Tahun 2009 tentang penerbangan, bandara menjadi pusat dari transportasi serta menjadi gerbang perekonomian suatu daerah, pendorong serta pendukung kegiatan industri dan bisnis. Stabilitasnya jumlah penumpang pesawat menandakan perekonomian suatu daerah tersebut juga stabil. Jika tidak ada aktivitas penerbangan dalam suatu daerah, artinya tidak ada keluar masuknya kegiatan perekonomian, kegiatan industri, pariwisata, dan perdagangan yang membantu perkembangan ekonomi tetap stabil.



Sumber : BPS Sumbar

Gambar 1. Grafik Jumlah Penumpang Pesawat Melalui BIM
Januari 2013 – Mei 2022

Pada Gambar 1 terlihat bahwa pergerakan jumlah penumpang pesawat yang melalui BIM cukup stabil dengan pergerakan yang sama setiap tahunnya. Jumlah penumpang terus meningkat setiap tahunnya seiring dengan perkembangan wilayah dan ekonomi di Sumatera Barat. Namun pada awal Tahun 2020 mengalami penurunan yang signifikan hingga mencapai titik terendah pada Bulan Mei 2020. PT Angkasa Pura II mencatat jumlah penumpang pada penerbangan Tahun 2020 menurun lebih dari 50% dibandingkan dengan Tahun 2019. Hal ini dikarenakan terjadinya pandemi *Coronavirus Disease 2019* atau Covid-19 yang meluas ke Indonesia pada Maret 2020. Untuk memutus penularan Covid-19 ini Pemerintah Indonesia menetapkan kebijakan *lockdown*, karantina wilayah, dan pembatasan sosial berskala besar (PSBB) penyebab penurunan drastis mobilitas penduduk pada moda transportasi udara.

Transportasi udara merupakan salah satu dari lima sektor penyumbang bagi pertumbuhan ekonomi di Sumatera Barat. Selain mempengaruhi pertumbuhan ekonomi, penurunan drastis ini juga sangat merugikan pihak maskapai maupun bandara. Apabila jumlahnya terus menurun, maka tidak akan baik untuk kestabilan perekonomian sebagai salah satu penyumbang terbesar pada sektor transportasi. Untuk itu perlu adanya peramalan untuk mengatasi masalah jumlah penumpang yang terus menurun agar perekonomian pada sektor transportasi kembali membaik. Peramalan adalah prediksi nilai-nilai variabel dari nilai-nilai masa lalu dari sebuah variabel yang diketahui atau variabel terkait lainnya (Juliana dkk, 2019:1). Dengan melakukan peramalan, kebijakan baru dapat dirancang kembali untuk mengantisipasi penurunan jumlah penumpang yang terus menerus akibat kebijakan yang sedang berlaku.

Data jumlah penumpang pesawat BIM termasuk ke dalam data yang berpola *seasonal* atau musiman. Musiman memiliki arti sebagai sebuah pola berulang dalam selang waktu yang tetap, fluktuasinya bisa terjadi dalam satuan bulanan, triwulan, atau satu semester dalam satu tahun. Pada data deret waktu sering ditemukan perubahan pola akibat adanya suatu intervensi. Intervensi adalah suatu kejadian atau peristiwa tidak terduga yang diketahui waktu terjadinya. Intervensi yang sering terjadi adalah adanya masa liburan, bencana alam maupun non-alam, ketidakstabilan politik, atau perubahan kebijakan yang membuat perubahan ekstrim pada sebuah data. Pada data jumlah penumpang BIM periode Januari-Mei 2022 terdapat suatu intervensi yaitu pandemi Covid-19 yang mulai muncul pada Bulan Maret 2020. Pandemi Covid-19 menyebabkan terus menurunnya jumlah penumpang setelah terjadinya waktu T intervensi pertama di bulan Maret. Perubahan yang ekstrim ini dapat dikaji menggunakan analisis intervensi (Wei, 2006:212).

Menurut penelitian dari Maharsi (2022) analisis intervensi lebih baik digunakan pada data yang mengandung variabel intervensi dibandingkan dengan menggunakan model ARIMA. Hasil penaksiran dari model ARIMA terlalu tinggi sehingga kurang layak untuk meramalkan data yang mengalami intervensi. Peristiwa intervensi pada data runtun waktu diasumsikan terjadi pada waktu T yang diketahui (Box dkk, 2016). Tujuan dari model intervensi untuk mengukur besarnya efek intervensi pada sebuah data deret waktu (Wei, 2006). Pengaruh adanya intervensi dapat bersifat sementara (*pulse*) atau jangka panjang (*step*). Dari uraian tersebut, dilakukan sebuah penelitian untuk mengetahui lamanya efek intervensi fungsi *step* dan mengetahui keakuratan model intervensi terhadap data jumlah penumpang pesawat melalui BIM.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan salah satu jenis penelitian terapan (*applied search*). Jenis data yang digunakan dalam penelitian bersumber dari situs resmi Badan Pusat Statistik Sumatera Barat (BPS Sumbar) atau berjenis data sekunder. Data yang digunakan merupakan data dari jumlah penumpang pesawat gabungan dari keberangkatan domestik dan

internasional melalui Bandara Internasional Minangkabau. Data yang digunakan adalah data bulanan periode Januari 2013 hingga Mei 2022 sebanyak 113 data. Berikut merupakan tahapan-tahapan yang dilakukan pada analisis data.

1. Melakukan pembagian data

Intervensi yang dibahas pada penelitian ini adalah pandemi Covid-19 di Indonesia yang terjadi sejak bulan Maret 2020 atau pada periode waktu ke-87(T=87). Data tersebut dibagi ke dalam dua bagian, yaitu data sebelum terjadi intervensi dan data setelah terjadi intervensi. Data periode Januari 2013 – Februari 2020 (n=86) digunakan untuk menentukan model SARIMA terbaik untuk data sebelum intervensi, sedangkan data periode Maret 2020 – Mei 2022 (n=27) digunakan untuk menganalisis model intervensinya.

2. Menentukan model SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*)

Model SARIMA adalah sebuah model ARIMA yang dikembangkan lebih lanjut dan berfungsi untuk memprediksi data deret waktu yang memiliki pola musiman. Model ARIMA adalah metode yang menggabungkan komponen *Autoregressive*(AR), komponen *differencing*(I), dan komponen *Moving Average*(MA). Operator AR mengasumsikan bahwa data sekarang dipengaruhi oleh data sebelumnya. Sedangkan MA mengasumsikan bahwa data sekarang dipengaruhi oleh nilai residual data sebelumnya. Begitu juga pada komponen musimannya, data dipengaruhi oleh musim sebelumnya. Model SARIMA pada analisis intervensi digunakan dalam menentukan orde intervensi b, s, dan r nantinya dengan menggunakan grafik sisaan dari model SARIMA. Notasi umum dari model SARIMA yaitu ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)^s yang didefinisikan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_q(B)q(B^s)e_t \tag{1}$$

Dimana:

- $\Phi_p(B)$: $(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$, operator AR(p)
- $\theta_q(B)$: $(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$, operator MA(q)
- $\Phi_p(B^s)$: $(1 - \phi_1 B^s - \dots - \phi_p B^{ps})$, operator *Seasonal* AR (P)
- $q(B^s)$: $(1 - \theta_1 B^s - \dots - \theta_q B^{qs})$, operator *Seasonal* MA (Q)
- $(1 - B)^d$: *differencing* non musiman
- $(1 - B^s)^D$: *differencing* musiman
- Y_t : data pada waktu ke – t
- (p,d,q) : ordo non musiman
- $(P,D,Q)^s$: ordo musiman
- s : jumlah periode musim
- e_t : sisaan pada waktu ke – t
- B : operator penggeser mundur (*backshift*)

Model SARIMA dibentuk menggunakan data sebelum terjadinya intervensi sebanyak 87 periode dengan langkah-langkah yang digunakan untuk membentuk model SARIMA adalah sebagai berikut (Wei, 2006):

- a) Melakukan pengujian kestasioneran data dalam rata-rata menggunakan plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) dan kestasioneran dalam ragam menggunakan plot
- b) Melakukan identifikasi pada model SARIMA menggunakan ACF dan PACF serta menaksir parameter model SARIMA
- c) Melakukan uji diagnostik model untuk melihat kelayakan model.

(1) Uji kebebasan sisaan menggunakan uji *Ljung-Box*

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \widehat{\rho}_k^2$$

dengan,

- k : selisih lag
- K : banyak lag yang diuji
- $\widehat{\rho}_k^2$: autokorelasi residual periode k

(2) Uji kenormalan sisaan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*

$$D = KS = \text{maksimum } |F_0(X) - S_n(X)|$$

Dengan,

$F_0(X)$: fungsi distribusi frekuensi kumulatif yang terjadi di bawah distribusi normal

$S_n(X)$: fungsi distribusi frekuensi kumulatif yang diobservasi.

- d) Melakukan pemilihan model yang terbaik yang memiliki nilai AIC (*Akaike's Information Criterion*) dan BIC (*Bayesian Information Criterion*) terkecil. Rumus AIC dan BIC adalah (Montgomery dkk, 2015):

$$AIC = \ln \left(\frac{\sum_t^n e_t^2}{n} \right) + \frac{2h}{n}$$

$$BIC = \ln \left(\frac{\sum_t^n e_t^2}{n} \right) + \frac{h \ln(n)}{n}$$

Dimana :

- n : banyaknya data
 $\sum_t^n e_t^2$: jumlah sisaan kuadrat
 \ln : banyaknya parameter pada model

- e) Melakukan peramalan data sebanyak data setelah terjadinya intervensi.
 3. Membentuk model intervensi

Menurut Box dkk (2015), peristiwa intervensi diasumsikan terjadi pada titik waktu T yang diketahui dan menyebabkan adanya perubahan pola pada data runtun waktu. Besarnya efek intervensi yang menjadi penyebab perubahan pola data runtun waktu dapat diketahui melalui analisis intervensi. Bentuk umum model intervensi adalah sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$Z_t = f(\beta, I_t) + Y_t \tag{2}$$

Keterangan :

- Z_t : peubah respon pada waktu ke- t
 $f(\beta, I_t)$: fungsi peubah intervensi
 Y_t : model SARIMA sebelum intervensi

Dengan fungsi peubah intervensi adalah sebagai berikut :

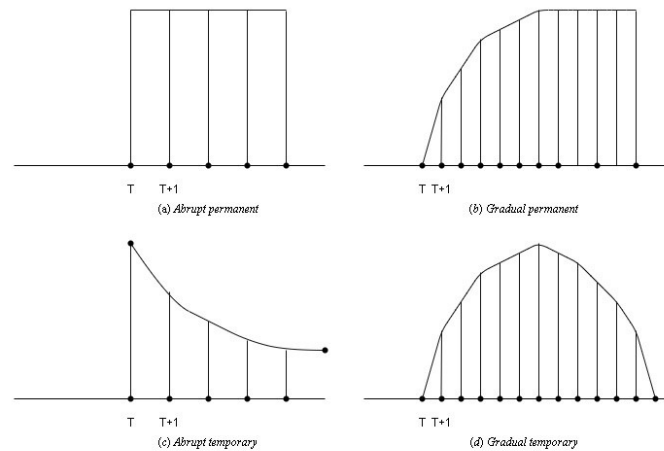
$$f(\beta, I_t) = \frac{\omega_s(B)}{\partial_r(B)} B^b I_t \tag{3}$$

Keterangan :

- $\omega_s(B)$: $(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_1 B^2 - \dots - \omega_1 B^s)$, operator ordo s
 $\partial_r(B)$: $(1 - \partial_1 B - B^2 - \dots - \partial_1 B^r)$, operator ordo r
 I_t : peubah intervensi
 b, s, r : ordo intervensi

Montgomery dkk (2015) menyebutkan bahwa kejadian intervensi secara umum dapat berdampak pada dua kondisi, yaitu kejadian intervensi yang berdampak sementara dan hanya terjadi dalam kurun waktu tertentu (*pulse function*) serta kejadian intervensi yang berdampak secara jangka panjang (*step function*). Langkah untuk melakukan analisis intervensi adalah sebagai berikut:

- a) Melakukan identifikasi terhadap respon intervensi dengan melakukan pengidentifikasian orde b, s, dan r yang didapatkan dari grafik sisaan model SARIMA yang telah didapatkan. Grafik sisaan model didapatkan dari selisih antara nilai hasil peramalan menggunakan model sarima dengan data aktual atau data setelah terjadinya intervensi. Orde b adalah waktu tunda yang telah ditentukan dengan mengamati dampak saat intervensi mulai terjadi. Orde s merupakan banyak periode waktu yang dibutuhkan data untuk kembali stabil. Sedangkan orde r didapatkan dari ada atau tidak terjadi pola pada grafik sisaan. Menurut Yaffee dan McGee (2000) respon yang bisa terjadi pada data yang dipengaruhi oleh peristiwa intervensi terdapat pada gambar 2 yaitu:



Gambar 2. Respon peubah bebas intervensi

- b) Melakukan estimasi parameter dan pemeriksaan signifikansi parameter pada ordo b, s, dan r yang terbentuk.
- c) Melakukan pengujian diagnostik model intervensi yang terbentuk pada residual dari model intervensi seperti pada langkah (2c).
- d) Menentukan model intervensi terbaik untuk meramalkan data menggunakan nilai AIC dan BIC terkecil seperti pada langkah (2d).
- e) Melakukan peramalan data sebanyak 19 periode dari Juni 2022-Desember 2023

4. Mengukur ketepatan peramalan

Ukuran keakuratan hasil peramalan adalah ukuran kesalahan dari perbedaan antara hasil peramalan dengan data aktual. Sebagai ukuran hasil ramalan, dapat dinyatakan semakin tinggi nilai eror maka semakin kecil keakuratan hasil ramalan dan sebaliknya semakin rendah nilai error maka semakin besar ketepatan dari hasil ramalan. Terdapat 2 ukuran yang digunakan, yaitu:

- a. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Nilai yang didapatkan digunakan untuk mengetahui seberapa bias metode peramalan yang digunakan.

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{\hat{y}_t} \right| \times 100\%$$

dengan,

- n : jumlah data
- y_t : nilai aktual
- \hat{y}_t : nilai hasil pendugaan

- b. *Mean Absolute Error (MAE)*. Nilai MAE digunakan bila ada satu atau dua residual yang besar dalam data pengamatan.

$$MAE = \sum \frac{|\hat{y} - y|}{n}$$

Dengan,

- n : jumlah data
- y : nilai aktual
- \hat{y} : nilai hasil pendugaan

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Jumlah penumpang Bandara Internasional Minangkabau mengalami penurunan yang signifikan pada bulan April 2020. Terlihat pada Gambar 1 penurunannya cukup tajam mencapai 50% dari jumlah normalnya. Dalam penelitian ini terdapat intervensi terjadi pada periode ke-87 tepatnya pada bulan Maret 2020 dimana intervensi ini terjadi karena munculnya pandemi Covid-19 yang membuat diberlakukannya aturan PSBB dan karantina wilayah akibat pandemi

Covid-19. Jumlah penumpang pesawat terus menurun hingga menempati titik terendah pada bulan Mei 2020. Data ini mengandung pola musiman, hal ini terlihat dari fluktuasi dari bulan ke bulan berikutnya membentuk pola yang berulang setiap 12 periode.

A. SARIMA Data Sebelum Intervensi

Langkah pertama dalam membentuk model intervensi adalah membagi data ke dalam dua bagian, yaitu data sebelum terjadi intervensi dan data setelah terjadi intervensi. Data periode Januari 2013 – Februari 2020 (n=86) digunakan adalah data sebelum intervensi, sedangkan data periode Maret 2020 – Mei 2022 (n=27) adalah data setelah intervensi. Kemudian membuat model SARIMA digunakan untuk menentukan orde intervensi b, s, dan r dengan menggunakan grafik sisaan dari model SARIMA. Hasil dari uji kestasioneran yang telah dilakukan, diperoleh informasi bahwa data tidak stasioner dalam rata-rata sehingga perlu dilakukannya *differencing* untuk menstasionerkan data. Setelah data stasioner, dilakukan pengidentifikasian model menggunakan grafik dari ACF dan PACF. Dari tiga model yang didapatkan model $(0,1,1)(1,1,1)^{12}$ merupakan model yang memenuhi syarat signifikansi parameter dan independensi residual serta model dengan nilai residual terkecil. Pada penelitian ini, nilai AIC dan BIC digunakan sebagai pembandingan dengan hasil pada Tabel 1 berikut :

Tabel 1. Nilai Residual Model SARIMA

Model	Tipe	koefisien	p-value	AIC	BIC
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ¹²	Ma(1)	-0.5192	>0.0001	1739.21	1746.084
	Sma(1)	-0.1132	0.4605		
ARIMA(0,1,1)(1,1,1) ¹²	Ma(1)	-0.5213	>0.0001	1735.85	1745.014
	Sar(1)	0.6185	>0.0001		
	Sma(1)	-0.9998	>0.0001		
ARIMA(0,1,1)(1,1,0) ¹²	Ma(1)	-0.5136	>0.0001	1739.33	1746.201
	Sar(1)	-0.0878	0.4964		

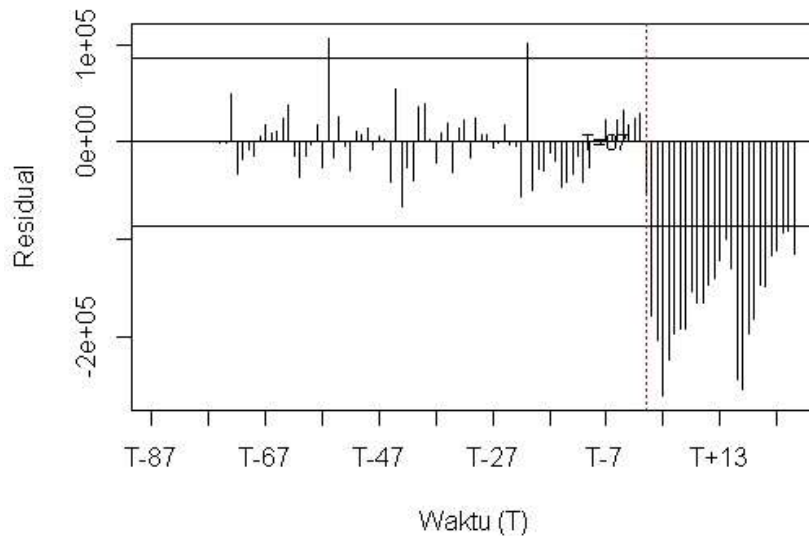
Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa nilai AIC dan BIC dari model ARIMA(0,1,1)(1,1,1)¹² lebih kecil daripada dua model lainnya, maka untuk melakukan pengestimasi parameter intervensi dilakukan dengan model ARIMA(0,1,1)(1,1,1)¹² yang dapat dinyatakan menggunakan persamaan (1). Sehingga diperoleh hasil peramalan dari model ARIMA(0,1,1)(1,1,1)¹² seperti pada Tabel 2. Hasil peramalan yang telah didapatkan akan digunakan untuk membuat grafik sisaan model.

Tabel 2. Hasil Peramalan ARIMA(0,1,1)(1,1,1)¹²

Bulan	Hasil Peramalan	Bulan	Hasil Peramalan
Maret 2020	240137	Mei 2021	216142
April 2020	222039	Juni 2021	277736
Mei 2020	204871	Juli 2021	281174
Juni 2020	282938	Agustus 2021	287146
Juli 2020	281185	September 2021	252933
Agustus 2020	284497	Oktober 2021	263340
September 2020	250770	November 2021	251498
Oktober 2020	263632	Desember 2021	277972
November 2020	256195	Januari 2022	254545
Desember 2020	279597	Februari 2022	219578
Januari 2021	256327	Maret 2022	236556
Februari 2021	223702	April 2022	226508
Maret 2021	237324	Mei 2022	224086
April 2021	224200		

B. Pembentukan Model Intervensi

Grafik sisaan model didapatkan dari selisih antara nilai aktual dari bulan Maret 2020 sampai Februari 2022 dengan hasil ramalan yang telah diperoleh dari model SARIMA seperti pada Gambar 3. Pengidentifikasi respon intervensi b, s, dan r dilakukan dengan cara memperhatikan pola respon residual saat terjadinya intervensi dan setelah terjadi intervensi.



Gambar 3. Grafik Respon Intervensi

Pada Gambar 3 dapat diidentifikasi orde intervensi b, s, dan r untuk mencari orde terbaik pembentuk model intervensi. Orde b adalah waktu tunda yang telah ditentukan dengan mengamati dampak saat intervensi mulai terjadi. Orde s merupakan banyak periode waktu yang dibutuhkan data untuk kembali stabil. Sedangkan orde r didapatkan dari ada atau tidak terjadi pola pada grafik sisaan. Orde b diduga bernilai 0 karena respon penurunan langsung terjadi pada Maret 2020 atau saat intervensi pertama kali terjadi. Orde b juga dapat diduga bernilai 1 karena penurunan signifikan terjadi pada April 2020 atau pada periode berikutnya. Orde s diduga bernilai 8 karena jumlah penumpang perlahan mengalami peningkatan lagi pada bulan Oktober 2020 atau 8 bulan setelah terjadi intervensi. Orde r diduga bernilai 1 dengan terjadinya pola pada grafik yang mengacu pada Gambar 2. Beberapa model intervensi yang didapatkan setelah dilakukannya identifikasi orde intervensi dengan estimasi parameter pada Tabel 3 sebagai berikut :

Tabel 3. Estimasi Parameter Model Intervensi

Model	Parameter	Koefisien	P-Value	AIC
ARIMA(0,1,1)(1,1,1) ¹² b = 1 s = 8 r = 1	Ma(1)	5.0998e-03	0.9642	1510.972
	Sar(1)	-9.4044e-03	NA	
	Sma(1)	-8.8304e-03	NA	
	T87-AR1	6.8196e-12	0.0000	
	T87-MA0	3.1915e+02	1.4340	
ARIMA(0,1,1)(1,1,1) ¹² b = 0 s = 8 r = 1	Ma(1)	0.0037395	0.9748	1494.041
	Sar(1)	0.4405447	0.0011	
	Sma(1)	-0.9999973	1.085e-07	
	T87-MA0	481.268	0.053793	

Dari Tabel 3 didapatkan bahwa nilai AIC terkecil ada pada model intervensi dengan orde b = 0 s = 8 r = 1. Jadi model intervensi terbaik yang bisa digunakan untuk peramalan adalah model intervensi dengan orde b = 0 s = 8 r = 1 dengan nilai AIC yang diperoleh sebesar 1494.041. Sehingga didapatkan model intervensi ARIMA(0,1,1)(1,1,1)¹² dengan orde intervensi b = 0, s = 8, dan r = 1 adalah model terbaik!

Sehingga hasil ramalan yang diperoleh dengan menggunakan model intervensi seperti pada Tabel 4 dan perbandingan hasil ramalan menggunakan model SARIMA serta model Intervensi dengan data aktual terdapat pada Gambar 4.

Tabel 4. Hasil Peramalan Model Intervensi

Bulan	Hasil Peramalan	Bulan	Hasil Peramalan
Juni 2022	131854	April 2023	112276
Juli 2022	76750	Mei 2023	99877
Agustus 2022	76771	Juni 2023	120502
September 2022	83206	Juli 2023	93323
Oktober 2022	100541	Agustus 2023	96381
November 2022	110172	September 2023	92360
Desember 2022	133726	Oktober 2032	104548
Januari 2023	129072	November 2023	107469
Februari 2023	99642	Desember 2023	130565
Maret 2023	124199		

C. Ukuran Ketepatan Peramalan

Kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan ketepatan model dalam melakukan peramalan dapat menggunakan nilai dari MAE dan MAPE. Semakin kecil nilai MAE dan MAPE menunjukkan hasil ramalan sebuah model maka semakin mendekati nilai aktual. Tabel 5 adalah nilai MAE dan MAPE dari uji yang telah dilakukan pada model intervensi. Dari hasil yang telah didapatkan, dapat terlihat bahwa model intervensi baik digunakan karena memiliki nilai MAE dan MAPE yang kecil sehingga hasil peramalan yang didapatkan mendekati nilai aktual.

Tabel 5. Akurasi Peramalan

Model	MAE	MAPE
Intervensi	61883.77	36.34

IV. KESIMPULAN

Peramalan jumlah penumpang pesawat melalui BIM dapat dimodelkan dengan menggunakan analisis intervensi dengan model terbaiknya ARIMA(0,1,1)(1,1,1)¹² dengan orde intervensi $b = 0$, $s = 8$, dan $r = 1$. Efek intervensi masih akan terus berlangsung karena intervensi yang terjadi adalah intervensi fungsi *step* dimana intervensi ini memiliki jangka waktu yang panjang. Hasil pengukuran ketepatan peramalan menunjukkan model intervensi memiliki error yang kecil pada hasil peramalan pada data jumlah penumpang pesawat melalui BIM. Sehingga dapat disimpulkan model intervensi yang didapatkan cukup baik digunakan pada data penelitian yang memiliki variabel intervensi. Pada penelitian selanjutnya peneliti menyarankan agar menggunakan model intervensi fungsi *step* ganda dengan mempertimbangkan faktor lainnya yang membuat terjadinya perubahan pada pola data sebagai variabel intervensinya untuk mendapatkan hasil peramalan yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G.C., & Ljung, G. M. 2015. *Time Series Analysis Forecasting and Control Fifth Edition*. New Jersey : John Wiley & Sons, Inc.
- Juliana, A., Hamidatun, & Muslima, R. 2019. *Modern Forecasting : Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta : Deepublish.
- Maharsi, R. W., & Roosyidah, N. A. N. 2022. Analisis Perbandingan Keabakan Model Intervensi Fungsi Step dan ARIMA Box-Jenkins. *Jurnal Ilmiah Komputasi dan Statistika*, I(2), 1-10.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. 2015. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons.

Wei, W. W. 2006. Time Series Analysis: Univariate and Multivariate. *Methods. Boston, MA: Pearson Addison Wesley.*

Yaffee, R. A., & McGee, M. 2000. *An Introduction to Time Series Analysis and Forecasting: with Applications of SAS and SPSS.* Elsevier.