

Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat Domestik di Bandara Soekarno-Hatta pada Masa Pandemi *Covid-19* Menggunakan ARIMAX dengan Model Intervensi

Jingga Saviratus Zahra dan Mike Prastuti.

Departemen Statistika Bisnis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

e-mail: mike_p@statistika.its.ac.id

Abstrak—Pada era saat ini transportasi udara sangat lumrah untuk digunakan karena lebih efisien dan mempersingkat waktu. Seiring minat masyarakat yang semakin meningkat dalam menggunakan transportasi udara, membuat berbagai perusahaan penerbangan saling bersaing untuk menerapkan tarif yang kompetitif. Penerbangan kadang mengalami lonjakan penumpang atau mengalami penurunan. Penurunan penumpang pesawat domestik terjadi secara signifikan pada awal 2020 sejak kasus Covid-19 di Indonesia pertama kali ditemukan. Hal ini terjadi di beberapa bandara yang ada di Indonesia salah satunya bandara terbesar di Indonesia yaitu Bandara International Soekarno-Hatta. Badan Pusat Statistik mencatat jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta sepanjang 2020 mencapai 8,6 juta orang. Jumlah tersebut menurun sebesar 55,27% dibandingkan pada tahun 2019 yang mencapai sebesar 19,3 juta orang. Dalam penelitian ini digunakan data jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta dari Januari 2014 sampai Desember 2021 dengan variabel intervensi yang digunakan adalah kejadian saat ditemukannya kasus Covid-19 di Indonesia. Metode yang digunakan adalah ARIMAX dengan model intervensi. Hasil penelitian diperoleh model intervensi terbaik untuk peramalan jumlah penumpang pesawat di Bandara Soekarno-Hatta adalah model intervensi dengan orde $b, s, r (1, 3, 1)$ ARIMA $(0, 0, [1, 2, 12])$ dengan nilai RMSE sebesar 243098,9 dan nilai MAPE sebesar 31%. Hasil peramalan jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta pada tahun 2022 terendah pada bulan Juli dan tertinggi bulan Desember.

Kata Kunci—ARIMAX, Covid-19, Model Intervensi, Penumpang Pesawat Domestik.

I. PENDAHULUAN

MOBILITAS penduduk yang tinggi menyebabkan kebutuhan akan alat transportasi menjadi sarana penting bagi seseorang untuk melakukan aktivitas. Transportasi udara merupakan salah satu sarana yang sering digunakan untuk pemindahan suatu barang ataupun manusia dari satu tempat ke tempat lain maupun tujuan tertentu. Pada era sekarang ini transportasi udara sangat lumrah untuk digunakan karena lebih efisien dan mempersingkat waktu. Seiring minat masyarakat yang semakin meningkat dalam menggunakan transportasi udara, membuat berbagai perusahaan penerbangan saling bersaing untuk menerapkan tarif yang kompetitif. Penerbangan kadang mengalami lonjakan penumpang atau mengalami penurunan. Perubahan-perubahan tersebut dapat dianalisis dan menghasilkan informasi untuk keperluan dalam mengambil keputusan atau kebijakan khususnya dibidang penerbangan. Penurunan jumlah penumpang pesawat domestik di Indonesia terjadi secara signifikan sejak ditemukannya kasus Covid-19 di Indonesia pada awal bulan Maret tahun 2020. Hal ini terjadi di beberapa bandara yang ada di Indonesia salah satunya

bandara terbesar di Indonesia yaitu Bandara International Soekarno-Hatta. Badan Pusat Statistik mencatat jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta sepanjang 2020 mencapai 8,6 juta orang. Jumlah tersebut menurun sebesar 55,27% dibandingkan pada tahun 2019 yang mencapai sebesar 19,3 juta orang.

Pada awal virus Covid-19 masuk di Indonesia jumlah penumpang pesawat domestik menurun drastis pada April 2020 kemudian berangsur mulai naik pada bulan Juni 2020 dan kembali mengalami penurunan di bulan Juli 2021 sampai kembali naik yang puncaknya terjadi pada November 2021. Akibat adanya fluktuasi jumlah penumpang pesawat akibat Covid-19 ini, sehingga dibutuhkan suatu peramalan jumlah penumpang pesawat domestik untuk mengantisipasi kenaikan ataupun penurunan jumlah penumpang pesawat, sehingga perusahaan penerbangan dapat membuat kebijakan yang dapat meminimalisir kerugian dan meningkatkan keuntungan.

Dalam melakukan peramalan jumlah penumpang pesawat domestik dari Bandara Soekarno-Hatta, dapat menggunakan metode *time series* yaitu ARIMAX dengan model intervensi yang merupakan metode untuk mengolah data *time series* yang dipengaruhi oleh suatu peristiwa yang disebut intervensi. ARIMAX dengan model intervensi fungsi *step* digunakan pada intervensi yang bersifat jangka panjang seperti, kebijakan pemerintah, kebijakan perusahaan, dan *travel warning*. Pandemi Covid-19 termasuk salah satu kejadian intervensi yang menyebabkan dampak yang bersifat jangka panjang terhadap jumlah penumpang pesawat domestik sehingga model intervensi yang digunakan pada penelitian ini adalah model intervensi fungsi *step*. Penelitian mengenai ARIMAX dengan model intervensi salah satunya adalah analisis intervensi melemahnya nilai tukar rupiah terhadap volume ekspor yang menghasilkan model intervensi fungsi *step* memiliki nilai *error* yang kecil [1].

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Model Time Series

Model yang mungkin dihasilkan dari analisis data *time series* adalah sebagai berikut.

1. Model ARIMA

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) didefinisikan sebagai gabungan model AR dan model MA yang melalui proses *differencing*. Proses *differencing* dilakukan sebanyak d kali sehingga terbentuk Model ARIMA (p, d, q) ditunjukkan pada persamaan 1 [2].

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Z_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t \quad (1)$$

2. Model ARMA

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) didefinisikan sebagai gabungan model model AR dan model MA tanpa melalui proses *differencing*. Persamaan model ARMA (p, q) atau model ARIMA ($p, 0, q$) ditunjukkan pada persamaan 2 [2].

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)Z_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)a_t \quad (2)$$

B. Stasioneritas

Sebelum dilakukan pemodelan *time series*, data terlebih dahulu harus stasioner terhadap *varians* dan *mean*. *Time series* yang stasioner fluktuasi data berada pada sekitar nilai rata-rata dan *varians* yang konstan. Dengan kata lain, *time series* dapat dikatakan stasioner jika tidak ada kecenderungan perubahan yang signifikan dalam *varians* dan *mean* [2].

Apabila nilai parameter transformasi (λ) sama atau mendekati satu, maka dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam *varians*. Sebaliknya apabila nilai parameter transformasi (λ) tidak sama dengan satu maka data tidak stasioner dalam *varians*, sehingga perlu dilakukan transformasi *Box-Cox* untuk menstasionerkan *varians* yang ditunjukkan pada persamaan 3.

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (3)$$

Uji stasioneritas dalam *mean* dilakukan dengan menganalisis dari *plot ACF* dan *time series plot*. Tetapi jika data tidak stasioner dalam *mean* maka data tersebut perlu dilakukan *differencing*. *Differencing* untuk periode ke- d adalah sebagai berikut.

$$V_t^d = (1 - B)^d Z_t \quad (4)$$

C. Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model didasarkan pada *plot ACF* dan *plot PACF*. *Plot ACF* digunakan untuk identifikasi orde model *moving average* (q), *plot PACF* digunakan untuk identifikasi orde model *autoregressive* (p) [2].

D. Pengujian Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter dilakukan untuk melihat parameter manakah yang akan masuk ke dalam model peramalan.

Dengan hipotesis berikut ini, $H_0: \tau_i = 0$ (Parameter tidak signifikan), $H_1: \tau_i \neq 0$ (Parameter signifikan). Statistik uji ditunjukkan pada persamaan 5.

$$t_{hit} = \frac{\tau_i}{SE(\tau_i)} \quad (5)$$

Daerah penolakan: H_0 ditolak jika $|t_{hit}| > t_{\frac{\alpha}{2}, df}$ [3].

E. Pemeriksaan Residual White Noise

Residual dari suatu model dikatakan telah *white noise* apabila antar residual saling independen. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung Box* di mana hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut [2].

Dengan hipotesis berikut ini, $H_0: \hat{\rho}_{a,1} = \hat{\rho}_{a,2} = \dots = \hat{\rho}_{a,k} = 0$, H_1 : minimal ada satu $\hat{\rho}_{a,k} \neq 0$, di mana $k = 1, 2, \dots, K$. Statistik uji ditunjukkan pada persamaan 6.

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K (n - k)^{-1} \hat{\rho}_{a,k}^2 \quad (6)$$

Daerah penolakan: H_0 ditolak jika $Q > \chi_{(\alpha, K-(p+q))}^2$ atau $P\text{-value} < \alpha$ dengan p dan q adalah banyaknya parameter.

F. Pemeriksaan Residual Berdistribusi Normal

Pemeriksaan residual berdistribusi normal dilakukan untuk mengetahui apakah residual telah berdistribusi normal atau tidak. Pemeriksaan residual berdistribusi normal dapat dilakukan dengan uji *Kolmogorov Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut [4].

Dengan hipotesis berikut ini, H_0 : Residual berdistribusi normal, H_1 : Residual tidak berdistribusi normal. Statistik uji ditunjukkan pada persamaan 7.

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)| \quad (7)$$

Keputusan yang diambil adalah tolak H_0 apabila $D > D_{1-\alpha, n}$ dengan n adalah banyaknya pengamatan.

G. Kriteria Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan beberapa kriteria yang digunakan untuk memperoleh nilai eror dari suatu model peramalan yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagaimana persamaan 8 dan persamaan 9 [2].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \times 100\% \quad (9)$$

Model yang paling baik adalah model yang memiliki nilai RMSE dan MAPE yang terkecil karena nilai dugaan atau ramalan mendekati nilai aktual atau nilai sesungguhnya.

H. Model Intervensi

Model intervensi digunakan untuk mengetahui analisis data *time series* apabila waktu intervensi telah diketahui. Namun apabila suatu kejadian luar tidak diketahui waktunya, maka digunakan deteksi *outlier* yaitu suatu metode analisis *time series* yang khusus digunakan untuk kejadian yang tidak diketahui waktu dan penyebabnya [5]. Jika dianggap terdapat pengaruh kejadian intervensi X_t pada runtun waktu $\{Z_t\}$, maka dapat ditulis model umumnya seperti pada persamaan 10.

$$Z_t = f(X_t) + n_t \quad (10)$$

Dengan Z_t adalah variabel respon pada saat t , X_t adalah variabel intervensi dan n_t adalah model *noise* yang mengikuti ARIMA (p, d, q) (P, D, Q)^s. Dengan:

$$f(X_t) = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} I_t \quad (11)$$

Secara umum ada dua macam variabel intervensi, yaitu fungsi *step* (*step function*) dan fungsi *pulse* (*pulse function*). Secara matematik, bentuk intervensi *step function* ini dinotasikan pada persamaan 12.

$$I_t = S_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases} \quad (12)$$

Di mana T adalah waktu mulainya terjadi intervensi.

Orde b, s, r merupakan orde penting pada model intervensi yang dapat diketahui dari grafik residual ARIMA data sebelum intervensi dengan batas 2 kali standar deviasi

Tabel 1.
Variabel penelitian

<i>t</i>	Bulan/Tahun	Jumlah Penumpang Pesawat Domestik	Variabel <i>Dummy</i> (Intervensi)
1	Januari 2014	Z_1	0
2	Februari 2014	Z_2	0
⋮	⋮	⋮	⋮
75	Maret 2020	Z_{75}	1
76	April 2020	Z_{76}	1
⋮	⋮	⋮	⋮
94	Oktober 2021	Z_{94}	1
95	November 2021	Z_{95}	1
96	Desember 2021	Z_{96}	1

residual dari data preintervensi [6]. Orde b merupakan waktu mulai dampak dari intervensi. Apabila dampak intervensi langsung terasa satu hari setelah terjadi intervensi maka $b = 1$. Orde s dapat diperoleh dengan melihat grafik residual agar data kembali stabil dihitung dari waktu terjadinya intervensi. Orde r merupakan *time lag* (setelah b dan s) saat data membentuk pola yang jelas. Bentuk umum dari intervensi fungsi *step* pada persamaan 13 adalah sebagai berikut [2].

$$Z_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} S_t^{(T)} + \frac{\theta_q(B)\theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t \quad (13)$$

Dengan Z_t adalah variable respon pada saat t , $\omega_s(B)$ adalah operator dari orde s , yang merepresentasikan banyaknya pengamatan masa lalu dari S_t yang berpengaruh terhadap Y_t , $\delta_r(B)$ adalah operator dari orde r , yang merepresentasikan banyaknya pengamatan masa lalu dari deret output itu sendiri yang berpengaruh terhadap Y_t , $I_t = S_t$ adalah variabel intervensi, b, s, r adalah konstanta.

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Sumber Data

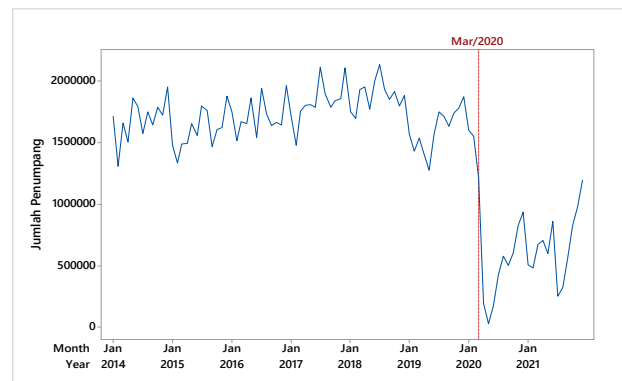
Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik (BPS) mengenai jumlah penumpang pesawat domestik di Bandar Udara Soekarno-Hatta. Data bulan Januari 2014 sampai Februari 2020 sebagai data *in sample*. Sedangkan data bulan Maret 2020 sampai Desember 2021 sebagai data *out sample*.

B. Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini dijelaskan pada Tabel 1.

C. Langkah Analisis

1. Membuat *time series plot* untuk melihat perubahan data di mana letak intervensi terjadi.
2. Membagi data menjadi dua bagian yaitu data preintervensi (sebelum intervensi) dan data saat terjadi intervensi sampai data terakhir.
3. Membentuk model ARIMA untuk data sebelum intervensi.
4. Melakukan pemilihan model terbaik menggunakan data *out sample* berdasarkan nilai RMSE dan MAPE terkecil.
5. Menentukan nilai orde intervensi yang terdiri dari nilai (b, s, r) berdasarkan plot residual respon intervensi dengan batas 2 kali standar deviasi residual model ARIMA preintervensi.



Gambar 1. *Time series plot* jumlah penumpang pesawat domestik tahun 2014-2021.

6. Melakukan estimasi parameter intervensi dengan cara yang sama dengan model ARIMA preintervensi sebelumnya yaitu uji signifikansi parameter, uji independensi residual dan uji normalitas residual.
7. Setelah model intervensi memenuhi kriteria pengujian maka dibentuk model intervensi fungsi *step* untuk peramalan.
8. Melakukan interpretasi hasil dan menarik kesimpulan.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Jumlah Penumpang Pesawat

Karakteristik data jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2014 sampai tahun 2021 dapat divisualisasikan dalam bentuk *time series plot* seperti ditunjukkan pada Gambar 1.

Gambar 1 menunjukkan *time series plot* dari data jumlah penumpang pesawat domestik yang menunjukkan bahwa pola data dari tahun 2014 hingga 2018 membentuk pola trend naik, sedangkan pola data tahun 2020 menunjukkan bahwa data penumpang pesawat menurun secara dratis pada Maret 2020 dan setelahnya terjadi fluktuasi naik turun. Hal ini terjadi karena pada bulan Maret 2020 mulai ditemukannya pertama kali kasus pandemi Covid-19 di Indonesia, sehingga pada bulan Maret 2020 hingga Desember 2021 merupakan letak intervensi terjadi.

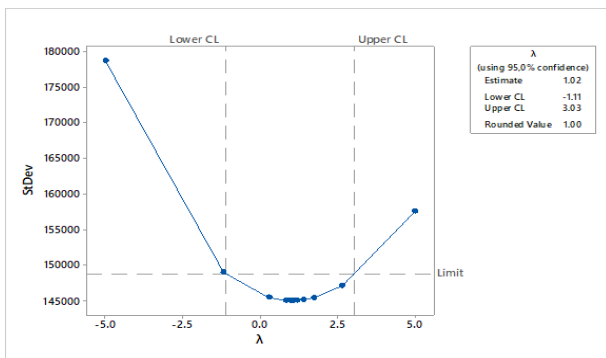
B. Pemodelan ARIMA Data Preintervensi Jumlah Penumpang Pesawat

Pemodelan ARIMA dilakukan untuk menentukan model ARIMA sebelum adanya intervensi dengan menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*. Analisis ARIMA meliputi stasioneritas data, identifikasi model, estimasi parameter, signifikansi model, cek diagnosa model, dan pemilihan model terbaik. Data yang digunakan pada pemodelan ARIMA yaitu data jumlah penumpang pesawat sebelum adanya intervensi yaitu Januari 2014 hingga Februari 2020.

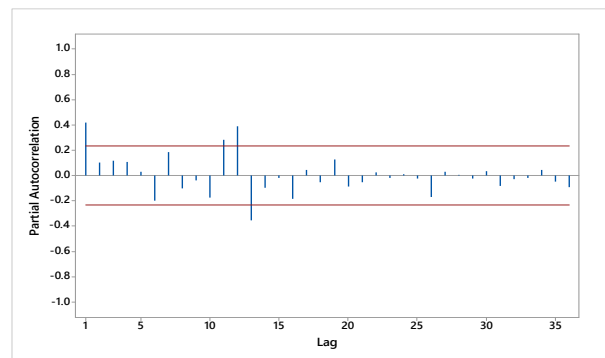
Pola data sebelum adanya intervensi berubah mengikuti perubahan waktu atau fluktuatif seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 Pola data seperti ini mengindikasikan bahwa data sebelum intervensi mempunyai trend, maka data sebelum intervensi belum stasioner.

1. Identifikasi Stasioneritas Data

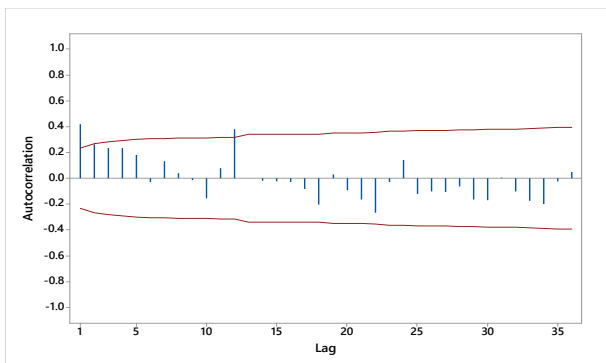
Pemeriksaan stasioneritas data dibagi menjadi dua yaitu stasioneritas dalam *varians* yang dilakukan dengan Transformasi *Box-Cox* dan stasioneritas dalam *mean* yang dilakukan dengan menganalisis *plot* ACF. Berikut



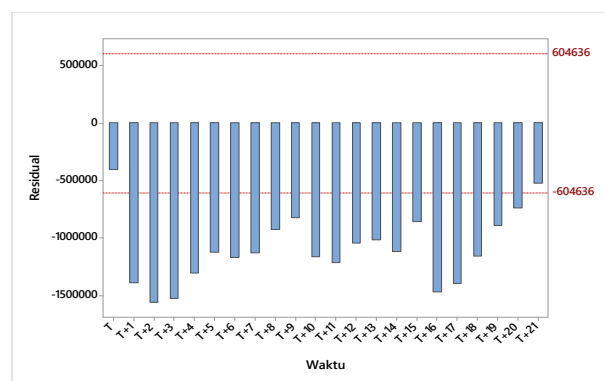
Gambar 2. Pemeriksaan stasioneritas dalam *varians*.



Gambar 4. *Plot* PACF data preintervensi.



Gambar 3. *Plot* ACF data preintervensi.



Gambar 5. *Plot* residual respon intervensi.

merupakan hasil dari pemeriksaan stasioneritas dalam *varians* pada data sebelum intervensi jumlah penumpang pesawat domestik yang ditunjukkan pada Gambar 2.

Gambar 2 menunjukkan bahwa *Box-Cox* data sebelum intervensi menghasilkan nilai *rounded value* parameter λ sebesar 1 dengan batas bawah sebesar -1,11 dan batas atas sebesar 3,03 yang berarti data sebelum intervensi telah stasioner dalam *varians*. Setelah melakukan pemeriksaan stasioneritas dalam *varians*, dilakukan pemeriksaan stasioneritas dalam *mean* dengan menggunakan *plot* ACF. Berikut merupakan hasil dari pemeriksaan stasioner dalam *mean* yang ditunjukkan pada Gambar 3.

Gambar 3 menunjukkan bahwa data sebelum intervensi sudah stasioner dalam *mean* ditunjukkan dari *plot* ACF yang turun secara cepat (*dies down*).

2. Identifikasi Model ARIMA Jumlah Penumpang Pesawat

Identifikasi model ARIMA dibentuk dari *plot* PACF dan ACF yang sudah stasioner. *Plot* PACF digunakan untuk mengidentifikasi model AR dan *plot* ACF digunakan untuk mengidentifikasi model MA. *Plot* PACF ditunjukkan pada Gambar 4.

Gambar 4 menunjukkan bahwa *plot* PACF keluar pada lag 1, 11, 12, dan 13, sedangkan berdasarkan Gambar 4 menunjukkan bahwa *plot* ACF keluar melewati batas pada lag 1, 2, dan 12. Lag yang keluar pada *plot* PACF dan ACF dapat digunakan untuk menduga model ARIMA data sebelum intervensi. Berdasarkan lag yang keluar pada *plot* ACF dan PACF didapatkan model dugaan antara lain ARIMA ([1, 11, 12, 13], 0, 0), ARIMA (0, 0, [1, 2, 12]), dan ARIMA ([1, 11, 12, 13], 0, [1, 2, 12]).

3. Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Model ARIMA Jumlah Penumpang Pesawat

Estimasi parameter model ARIMA dilakukan dengan metode Conditional Least Square, kemudian dilanjutkan dengan pengujian signifikansi parameter. Parameter yang

tidak signifikan akan dikeluarkan satu per satu dari model, kemudian dilakukan pemodelan ulang sampai semua parameter dalam model signifikan. Hasil estimasi parameter dan pengujian signifikansi berdasarkan dugaan model ARIMA terbentuk 7 model. Berdasarkan 7 model tersebut, terpilih 3 model dengan semua parameter yang signifikan yaitu ARIMA ([1, 12, 13], 0, 0), ARIMA (0, 0, [1, 2, 12]), dan ARIMA ([1, 12, 13], 0, 1).

4. Pemeriksaan Diagnosa Residual Model ARIMA Jumlah Penumpang Pesawat

Berdasarkan 3 model ARIMA dengan semua parameter yang signifikan dilakukan pemeriksaan residual apakah *white noise* dan berdistribusi normal. Hasil analisis menunjukkan bahwa ketiga model tersebut yaitu model ARIMA ([1, 12, 13], 0, 0), ARIMA (0, 0, [1, 2, 12]), dan ARIMA ([1, 12, 13], 0, 1) menghasilkan residual yang *white noise* dan berdistribusi normal.

5. Pemilihan Model Peramalan Terbaik Jumlah Penumpang Pesawat

Tahap selanjutnya yaitu pemilihan model peramalan terbaik pada model ARIMA ([1, 12, 13], 0, 0), ARIMA (0, 0, [1, 2, 12]), dan ARIMA ([1, 12, 13], 0, 1) yang telah dilakukan cek diagnosa residual. Dari ketiga model ARIMA tersebut dipilih salah satu sebagai model terbaik menggunakan nilai RMSE dan MAPE. Hasil dari nilai RMSE dan MAPE pada masing-masing model yang menggunakan data *out sample*, terpilih model ARIMA (0, 0, [1, 2, 12]) merupakan model peramalan yang terbaik karena memiliki nilai RMSE dan MAPE terkecil. Bentuk umum dari model ARIMA (0, 0, [1, 2, 12]) yaitu sebagai berikut.

$$\hat{Z}_t = \hat{\mu} + a_t - \hat{\theta}_1 a_{t-1} - \hat{\theta}_2 a_{t-2} - \hat{\theta}_{12} a_{t-12}$$

$$\hat{Z}_t = 171758,3 + a_t - (-0,418)a_{t-1} - (-0,290)a_{t-2} - (-0,465)a_{t-12} \tag{14}$$

Tabel 2. Estimasi dan pengujian signifikansi parameter model intervensi

Model Intervensi	Parameter	Nilai		Keterangan
		Koefisien	t_{hitung}	
$(b=1, s=0, r=0)$	$\hat{\mu}$	1689487	43,67	Signifikan
	$\hat{\omega}_0$	-1132591,7	-12,61	Signifikan
	$\hat{\mu}$	1714679,3	46,00	Signifikan
$(b=1, s=3, r=1)$	$\hat{\omega}_0$	-1112600,2	-7,66	Signifikan
	$\hat{\omega}_3$	-378115	-2,89	Signifikan
	$\hat{\delta}_1$	0,28949	2,21	Signifikan

Tabel 3. Pemeriksaan residual model intervensi white noise

Model Intervensi	Lag	Q	$\chi^2_{0,05;df}$	Keterangan
$(b=1, s=0, r=0)$	6	6,86	7,815	White Noise
	12	14,5	16,919	White Noise
	18	22,38	24,996	White Noise
	24	36,6	32,671	Tidak White Noise
$(b=1, s=3, r=1)$	6	5,62	7,815	White Noise
	12	10,82	16,919	White Noise
	18	18,09	24,996	White Noise
	24	28,73	32,671	White Noise

C. Pemodelan Intervensi Akibat Pandemi Covid-19

Intervensi yang mempengaruhi turunnya jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta adalah semenjak adanya pandemi Covid-19 masuk ke Indonesia yang terjadi pada Maret 2020. Berdasarkan Gambar 1 diketahui bahwa pengaruh intervensi langsung terjadi pada bulan Maret 2020 ($T=75$), hal ini dapat dilihat dari jumlah penumpang pesawat pada bulan Maret mengalami penurunan yang signifikan dibanding periode sebelumnya. Dampak intervensi yang terjadi mempengaruhi jumlah penumpang pesawat dalam kurun waktu yang lama, dapat dilihat pada periode Maret 2020 sampai Desember 2021 jumlah penumpang pesawat lebih rendah dibandingkan dengan periode sebelumnya. Sehingga disimpulkan bahwa adanya Covid-19 pada bulan Maret 2020 termasuk dalam intervensi fungsi step.

1. Identifikasi Orde Model Intervensi

Identifikasi nilai orde $b, s,$ dan r dilakukan dengan mengamati selisih antara hasil peramalan dari model ARIMA (0, 0, [1, 2, 12]) dengan data pengamatan untuk periode Maret 2020 sampai Desember 2021. Secara visual, residual data intervensi ditunjukkan pada Gambar 5.

Gambar 5 menunjukkan bahwa plot residual respon intervensi pada $T+1$ keluar dari batas bawah sebesar -604.636,23, yang artinya intervensi mulai terjadi pada saat waktu tunda (orde b) = 1. Orde s menunjukkan lamanya suatu intervensi berpengaruh pada data setelah b periode. Residual respon intervensi kembali stabil atau plot-plot residual respon yang keluar dari batas signifikansi merupakan banyaknya intervensi sehingga diperoleh orde $s = 20$. Pola dari residual data menunjukkan intervensi menyebabkan perubahan secara perlahan atau gradual, sehingga diduga orde $r = 1$. Hal ini menyebabkan munculnya beberapa kombinasi orde $b, s,$ dan r sehingga diperlukan proses trial sebanyak 42 kali. Proses trial tersebut digunakan untuk mencari orde terbaik untuk membentuk model intervensi.

2. Estimasi Parameter dan Pengujian Signifikansi Model Intervensi

Tahap selanjutnya setelah identifikasi orde intervensi adalah estimasi parameter model intervensi dilakukan dengan metode Conditional Least Square. Setelah mendapatkan estimasi parameter, kemudian dilanjutkan dengan pengujian signifikansi parameter model intervensi digunakan untuk mengetahui parameter pada model intervensi telah signifikan atau tidak. Hasil estimasi parameter dan pengujian signifikansi yang telah signifikan ditunjukkan pada maka Tabel 2.

Tabel 2 menunjukkan parameter pada orde b, s, r (1, 0, 0) dan orde b, s, r (1, 3, 1) memiliki nilai $|t_{hitung}|$ yang lebih

besar dari $t_{0,025;df}$ maka dapat diputuskan H_0 ditolak yang berarti parameter model intervensi dengan orde b, s, r (1, 0, 0) dan orde b, s, r (1, 3, 1) signifikan. Orde $b = 1$ artinya intervensi mulai terjadi pada saat waktu tunda $T+1$. Orde $s = 3$ menunjukkan bahwa residual data mengalami lonjakan pada saat $T+1, T+2,$ dan $T+3$ atau residual data mengalami lonjakan sebanyak tiga kali. Orde $r = 1$ menunjukkan bahwa residual data menunjukkan intervensi menyebabkan perubahan secara perlahan atau gradual.

3. Pemeriksaan Diagnosa Residual White Noise Model Intervensi

Pemeriksaan residual white noise dilakukan untuk melihat apakah residual white noise atau residual independen dan identik dengan menggunakan uji Ljung-Box, maka didapatkan nilai statistik uji Q pada Tabel 3.

Tabel 3 menunjukkan bahwa residual model intervensi dengan orde b, s, r (1, 3, 1) memiliki nilai Q lebih kecil dari $\chi^2_{0,05;(K-3)}$ maka diputuskan H_0 gagal ditolak yang berarti residual model intervensi bersifat white noise.

4. Pemeriksaan Diagnosa Residual Berdistribusi Normal Model Intervensi

Pemeriksaan residual berdistribusi normal menggunakan uji Kolmogorov Smirnov dilakukan untuk melihat apakah residual telah berdistribusi normal atau tidak. Berdasarkan model intervensi dengan orde b, s, r (1, 3, 1) diperoleh nilai $D = 0,0724$. Nilai D lebih kecil dari pada $D_{0,05;84} = 0,145$ maka diputuskan H_0 gagal ditolak yang berarti residual model intervensi berdistribusi normal.

5. Pemilihan Model Intervensi Terbaik

Pemilihan model intervensi dipilih jika estimasi parameter sudah signifikan dan memenuhi diagnosa residual white noise dan berdistribusi normal, maka dipilih model intervensi dengan orde b, s, r (1, 3, 1) ARIMA (0, 0, [1, 2, 12]) dengan nilai RMSE sebesar 243098,9 serta nilai MAPE sebesar 31%. Model dari dampak intervensi untuk data jumlah penumpang pesawat dapat dilihat pada persamaan 15.

$$\hat{Z}_t = \frac{(\omega_0 - \omega_3 B^3)^B}{1 - \delta_1(B)} S_t^{(75)} + \hat{\mu} + a_t - \hat{\theta}_1 a_{t-1} - \hat{\theta}_2 a_{t-2} - \hat{\theta}_{12} a_{t-12}$$

$$\hat{Z}_t = \frac{(-1112600,2 - (-378115)B^3)^B}{1 - 0,28949(B)} S_t^{(75)} + 1714679,3 + a_t - (-0,58510)a_{t-1} - (-0,23057)a_{t-2} - (-0,52143)a_{t-12} \tag{15}$$

Dengan,

$$I_t = S_t = \begin{cases} 0, & t < 75 \\ 1, & t \geq 75 \end{cases}$$

Tabel 4.
Hasil ramalan jumlah penumpang pesawat

Bulan	Ramalan	Batas Bawah	Batas Atas
Januari	748787,2	438838,8	1058735,6
Februari	722057,4	368028	1076086,7
Maret	837050	479225	1194875
April	632840,5	275015,5	990665,5
Mei	655173,4	297348,3	1012998,4
Juni	800266,8	442441,7	1158091,8
Juli	447803,3	89978,3	805628,3
Agustus	612191	254366	970016,1
September	744646,2	386821,2	1102471,2
Oktober	770914,1	413089,1	1128739,1
November	767789,6	409964,6	1125614,6
Desember	876434,3	518609,3	1234259,3

6. Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat

Berdasarkan model intervensi dengan orde $b, s, r (1, 3, 1)$ ARIMA $(0, 0, [1, 2, 12])$ didapatkan ramalan jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2022 dapat dilihat pada Tabel 4.

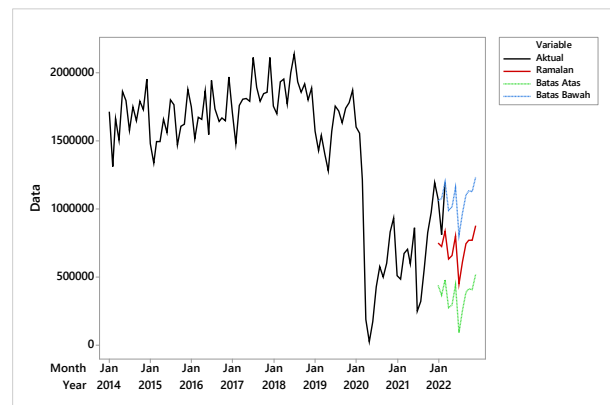
Tabel 4 menunjukkan hasil ramalan jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta dari Januari 2022 hingga Desember 2022. Hasil ramalan menunjukkan jika jumlah penumpang pesawat terendah pada bulan Juli sebesar 447.803 dan tertinggi bulan Desember sebesar 876.434. Hasil ramalan jumlah penumpang pesawat domestik tahun 2022 dalam bentuk visual ditunjukkan pada Gambar 6.

Gambar 6. menunjukkan bahwa nilai ramalan (warna merah) jumlah penumpang pesawat pada tahun 2022 memiliki nilai yang lebih kecil dari pada nilai aktual (warna hitam), tetapi nilai aktual masih di dalam rentang batas atas (warna biru) dan batas bawah (warna hijau). Jumlah penumpang pesawat mengalami penurunan yang cukup signifikan pada bulan Juli, namun setelah itu jumlah penumpang pesawat mengalami peningkatan secara konstan sampai bulan Desember.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan pada bab sebelumnya, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut. Pertama, model terbaik yang terbentuk dari model intervensi fungsi step untuk meramalkan jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta adalah model intervensi dengan orde $b, s, r (1, 3, 1)$ ARIMA $(0, 0, [1, 2, 12])$ seperti pada persamaan 15.



Gambar 6. Time series plot ramalan jumlah penumpang pesawat.

Kedua, hasil peramalan jumlah penumpang pesawat domestik di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2022 terendah pada bulan Juli dan tertinggi bulan Desember di mana hasil ramalan selengkapnya pada Tabel 4.

B. Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, saran yang ingin disampaikan yaitu sebaiknya pihak Bandara Soekarno-Hatta mengaplikasikan model intervensi untuk meramalkan jumlah penumpang pesawat jika terdapat intervensi karena model yang dihasilkan lebih baik dari pada model ARIMA. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat membahas mengenai model intervensi fungsi *step* ganda (2 atau lebih intervensi *step* dalam 1 data runtut waktu) dalam aplikasinya di berbagai bidang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. N. Panjaitan, "Analisis Intervensi Melemahnya Nilai Tukar Rupiah terhadap Volume Ekspor," Departemen Matematika, Institut Pertanian Bogor, 2014.
- [2] W. W. Wei, *Time Series Analysis - Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. Boston: Pearson Addison Wesley, 2006.
- [3] B. L. Bowerman and R. T. O'Connell, *Forecasting and Time series: An Applied Approach Third Edition*. Belmont, California: Duxbury Press, 1993.
- [4] W. W. Daniel, *Statistik Nonparametrik Terapan*. Jakarta: Gramedia, 1989.
- [5] R. Ekayanti, M. N. Mara, and E. Sulistianingsih, "Analisis model intervensi fungsi step untuk peramalan kebaikan tarif dasar listrik (TDL) terhadap besarnya pemakaian listrik," *J. Bimaster*, vol. 3, no. 3, pp. 175-184, 2014, doi: 10.26418/bbimst.v3i03.7353.
- [6] S. Damayanti and S. Yosmar, "Model intervensi fungsi step untuk peramalan harga saham PT. Garuda Indonesia (Persero) Tbk di masa pandemi covid-19," *J. Ris. dan Apl. Mat.*, vol. 5, no. 1, pp. 10-18, 2021, doi: 10.26740/jram.v5n1.p10-18.