

ANALISIS INTERVENSI UNTUK EVALUASI PENGARUH PANDEMI COVID-19 TERHADAP INDEKS HARGA KONSUMEN (IHK)

Amanda Ratna Ferisca¹⁾, Etik Zukhronah²⁾, dan Isnandar Slamet³⁾

^{1,2,3} Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sebelas Maret

email: ¹mandaaferisca@student.uns.ac.id, ²etikzukhronah@staff.uns.ac.id,

³isnandarslamet@staff.uns.ac.id

Abstract

Analisis intervensi merupakan metode analisis runtun waktu untuk mengolah data runtun waktu yang dipengaruhi oleh peristiwa (intervensi). Salah satu fungsi intervensi yang digunakan untuk intervensi dengan dampak jangka panjang seperti bencana atau krisis, yaitu fungsi step. Indeks harga konsumen (IHK) merupakan alat ukur tingkat inflasi suatu negara. Adanya pandemi COVID-19 membuat penurunan daya beli disekeliling daerah dan memengaruhi perkembangan IHK. Perkembangan harga dari berbagai komoditas menunjukkan kenaikan yang kecil, seperti pada April 2020 terjadi inflasi 0.08% dan lebih rendah dibandingkan inflasi Maret 2020 sebesar 0.9%. Perlambatan ini merupakan imbas dari pandemi COVID-19. Adanya intervensi dari pandemi pada data IHK diperlukan model intervensi. Maka dari itu, tujuan penelitian ini adalah memodelkan IHK Indonesia menggunakan analisis intervensi fungsi step. Berdasarkan model dari data bulan Januari 2017 sampai dengan Desember 2020, intervensi terjadi pada bulan Januari 2020 ($t = 37$). Intervensi tersebut berlangsung dalam kurun waktu lama dan bersifat permanen, yaitu dari bulan Januari 2020 hingga Desember 2020 ($t = 37$ sampai dengan $t = 48$), sehingga model intervensi yang diduga adalah fungsi step. Hasil analisis menunjukkan bahwa model intervensi terbaik adalah ARIMA(2, 1, 0) dengan orde intervensi $b = 0$, $s = 1$, dan $r = 0$.

Keywords: analisis intervensi, COVID-19, indeks harga konsumen

1. PENDAHULUAN

Indeks harga konsumen (IHK) adalah angka indeks yang menggambarkan perubahan harga barang dan jasa yang dikonsumsi oleh masyarakat umum pada periode tertentu dengan periode waktu yang telah ditetapkan (Karlina, 2017). IHK menjadi indikator umum tingkat inflasi di Indonesia yang dihitung dan diumumkan ke publik setiap bulannya oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Indeks harga digunakan oleh para pemimpin dan manager untuk mengolah data – data yang ada sehingga dapat mengetahui perkembangan usaha atau kegiatan usaha yang dilakukan, seperti mengukur tingkat kemajuan ekonomi. Selain itu, indeks harga digunakan pemerintah untuk alat penetapan kebijakan harga (menaikkan atau menurunkan harga). Perubahan IHK dari waktu ke waktu dapat menggambarkan tingkat kenaikan (inflasi) dan tingkat penurunan (deflasi) dari barang/jasa kebutuhan rumah tangga sehari – hari. Oleh karena itu, peramalan terhadap inflasi melalui data IHK diperlukan untuk melihat apakah IHK akan mengalami

kenaikan atau penurunan pada beberapa bulan berikutnya.

Corona virus adalah keluarga besar virus yang menyebabkan penyakit mulai dari gejala ringan sampai berat (Kementerian Kesehatan RI, 2020). Infeksi virus ini disebut dengan COVID-19. Virus corona dapat menyebabkan penyakit flu biasa sampai penyakit lebih parah seperti Sindrom Pernapasan Timur Tengah (MERS-CoV) dan Sindrom Pernapasan Akut Parah (SARS-CoV). Penyebaran virus ini telah menyebar ke berbagai belahan dunia termasuk Indonesia dan membawa dampak pada perekonomian. Adanya pandemi COVID-19 di Indonesia membuat penurunan daya beli di sekeliling daerah. Perkembangan harga dari berbagai komoditas menunjukkan kenaikan yang kecil, seperti pada April 2020 terjadi inflasi 0,08 persen dan lebih rendah dibandingkan inflasi Maret 2020 sebesar 0,09 persen. Perlambatan inflasi dari bulan sebelumnya merupakan imbas dari pandemi COVID-19 di Indonesia dan mengakibatkan *trend* menurun yang signifikan. Hal ini memengaruhi stasioneritas pada data runtun

waktu dan kejadian ini disebut kejadian tak terduga (intervensi). Kejadian tak terduga (intervensi) dapat menimbulkan kesalahan dalam model peramalan. Pemodelan peramalan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk data runtun waktu yang memiliki intervensi tidak disarankan, maka dari itu digunakan model intervensi. Model intervensi merupakan model yang digunakan untuk menjelaskan efek dari intervensi yang dipengaruhi oleh faktor internal maupun eksternal pada runtun waktu, seperti adanya bencana alam.

Ada beberapa penelitian yang menggunakan analisis intervensi, diantaranya adalah Damayanti dan Yosmar (2021) memodelkan intervensi fungsi *step* untuk peramalan harga saham PT. Garuda Indonesia di masa pandemi COVID-19. Pada penelitiannya didapatkan model intervensi terbaik adalah model intervensi dengan fungsi *step* karena dampak intervensi berlangsung lama dan permanen dengan model ARIMA(3,1,3) yang berorde intervensi $b = 2$, $s = 0$, dan $r = 0$. Crystine dkk. (2014) juga menggunakan analisis intervensi fungsi *step* pada studi kasus jumlah pengiriman benda pos ke Semarang pada tahun 2006 – 2011. Didapatkan hasil bahwa model terbaik yang didapatkan adalah model ARIMA(0,1,1) dengan orde intervensi $b = 4$, $s = 0$, dan $r = 2$. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan model intervensi dan meramalkan IHK di Indonesia setahun.

Dari permasalahan tersebut, penelitian ini akan memodelkan dan meramalkan data IHK di Indonesia yang terpengaruh pandemi COVID-19 menggunakan analisis intervensi fungsi *step* untuk setahun mendatang.

2. KAJIAN LITERATUR DAN PENGEMBANGAN HIPOTESIS

A. Indeks Harga Konsumen (IHK)

Indeks harga konsumen merupakan indeks yang mengukur harga rata – rata dari barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga atau masyarakat dalam kurun waktu tertentu. Berikut ini cara perhitungan IHK (Badan Pusat Statistik RI, 2020)

$$IHK_n = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{P_{ni}}{P_{(n-1)i}} P_{(n-1)i} Q_{0i}}{\sum_{i=1}^k P_{0i} Q_{0i}} \times 100$$

dengan,

- P_{ni} : harga jenis barang/jasa i bulan n
 $P_{(n-1)i}$: harga jenis barang/jasa i bulan $n-1$
 $\frac{P_{ni}}{P_{(n-1)i}}$: relatif harga barang/jasa i bulan n
 $P_{(n-1)i} Q_{0i}$: nilai konsumen jenis barang/jasa I bulan ke $(n-1)$
 $P_{0i} Q_{0i}$: nilai konsumen pada tahun dasar

B. Analisis Runtun Waktu

Runtun waktu merupakan himpunan observasi yang berurut dalam waktu (Wei, 2006). Analisis runtun waktu merupakan salah satu metode statistika yang digunakan untuk menduga suatu nilai pada masa yang akan datang menggunakan data – data masa lalu. Tujuan dari analisis runtun waktu yaitu dalam deret data historis dapat ditemukan pola dan pola tersebut diterapkan ke masa yang akan datang (Makridakis *et al.*, 2004).

C. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA merupakan gabungan dari model AR(p) dengan MA(q) serta proses *differencing* orde d pada data runtun waktu. Bentuk umum model ARIMA(p,d,q) adalah

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t$$

dengan,

p : orde dari AR

q : orde dari MA

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: koefisien AR orde p

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: koefisien MA orde q

$(1-B)^d$: operator *differencing* orde d

$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$

$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$

Nilai orde p dan q dapat diidentifikasi melalui plot ACF dan PACF pada data runtun waktu yang stasioner yang nantinya akan dijadikan model – model ARIMA dugaan. Model – model ARIMA dugaan selanjutnya diuji signifikansi parameter untuk mengetahui model mana yang layak digunakan. Dilanjutkan dengan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *root mean squared error* (RMSE) terkecil. Setelah didapatkan satu model yang layak digunakan, maka dilakukan uji diagnosis residu untuk mengetahui apakah residu memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Uji *white noise*

dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box, sedangkan uji normalitas menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

D. Analisis Intervensi

Analisis intervensi merupakan metode yang digunakan untuk mengatasi data runtun waktu yang dipengaruhi oleh kejadian tak terduga (intervensi). Bentuk umum dari model intervensi adalah

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

dengan,

b : menunjukkan waktu tunda intervensi terjadi

s : menunjukkan lamanya pengaruh intervensi

r : menunjukkan pola dari plot residu setelah terjadinya intervensi

I_t : variabel intervensi, dengan nilai 0 (sebelum intervensi) dan 1 (sesudah intervensi)

N_t : model *noise* atau model ARIMA sebelum terjadinya intervensi (Y_t)

$$\omega_s(B) = (1 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \omega_s B^s)$$

$$\delta_r(B) = (1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \delta_r B^r)$$

Salah satu fungsi atau variabel intervensi yang digunakan pada saat terjadinya intervensi yang bersifat jangka panjang adalah fungsi *step*, yang dinotasikan dengan

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

Identifikasi orde intervensi b , s , dan r dilakukan dengan melihat plot residu. Residu diperoleh dari selisih antara hasil peramalan model ARIMA sebelum terjadinya intervensi dengan nilai data aktual. Nilai b ditentukan dengan melihat waktu tunda hingga terjadinya intervensi, nilai s menunjukkan gerak bobot respon mulai mengalami penurunan (nilai residu keluar dari batas 2σ , dan nilai r menunjukkan lag setelah b dan s periode pada saat data sudah membentuk pola yang jelas. Dengan adanya kesulitan praktis dalam mengartikan prinsip – prinsip nilai s dan r , maka dapat ditentukan bahwa $s + r$ adalah sama dengan banyaknya lag yang berautokorelasi signifikan sehingga dapat dilakukan proses coba – coba untuk memilih orde b , s , dan r yang menghasilkan model terbaik untuk peramalan (Panjaitan dkk., 2008)

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan studi kasus tentang salah satu indikator umum tingkat inflasi di Indonesia, yaitu indeks harga konsumen (IHK). Data dan variabel penelitian ini berupa data indeks harga konsumen di Indonesia dari bulan Januari 2017 sampai dengan Desember 2020. Data ini berjumlah 48 dan diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia, yaitu <https://bps.go.id/>. Adapun langkah – langkah yang dilakukan pada penelitian ini:

1. Membagi data menjadi dua bagian berdasarkan waktu terjadinya intervensi, yaitu data sebelum terjadinya intervensi (T_{0t}) dan sesudah terjadinya intervensi (T_{1t}). Data sebelum terjadinya intervensi dihitung dari Januari 2017 sampai dengan Desember 2019. Sedangkan data sesudah terjadinya intervensi dari Januari 2020 sampai dengan Desember 2020 karena awal terjadinya pandemi COVID-19 di Indonesia bulan Januari dan data IHK mengalami *trend* menurun drastis.
2. Memodelkan ARIMA menggunakan data sebelum terjadinya intervensi (T_{0t}). Pemodelan ARIMA terdiri dari beberapa tahap, yaitu
 - a. Identifikasi parameter model ARIMA melalui plot ACF dan PACF.
 - b. Uji signifikansi parameter untuk menentukan apakah parameter layak digunakan dalam model.
 - c. Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *root mean squared error* (RMSE) terkecil.
 - d. Uji diagnosis residu yang terdiri dari uji normalitas menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov dan uji *white noise* menggunakan uji Ljung-Box.
 - e. Meramalkan selama setahun mendatang, yaitu dari Januari 2020 s.d. Desember 2020.
3. Menentukan model intervensi yang terdiri dari gabungan antara model intervensi fungsi *step* dengan model ARIMA sebelum terjadinya intervensi yang dijadikan *noise model* (N_t). Pada tahap ini data intervensi yang digunakan dihitung dari Januari 2020 ($t = 37$) sampai dengan Desember 2020 ($t = 48$). Tahapan yang dilakukan dalam membentuk model intervensi adalah
 - a. Identifikasi orde b , s , dan r model intervensi melalui plot residu dengan

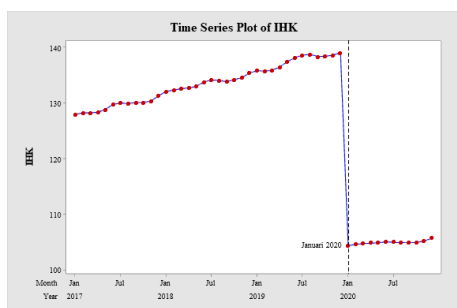
batas $\pm 2\sigma$. Nilai σ merupakan nilai RMSE dari model ARIMA sebelum terjadinya intervensi.

- b. Estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter model intervensi yang terbentuk untuk mendapatkan model yang layak.
 - c. Uji diagnosis residu pada model intervensi yang telah didapatkan yang terdiri dari uji *white noise* menggunakan uji Ljung-Box dan uji normalitas menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.
4. Menghitung peramalan IHK setahun kedepan menggunakan model intervensi yang telah terbentuk.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Deskriptif Data Indeks Harga Konsumen (IHK) di Indonesia

Data indeks harga konsumen (IHK) di Indonesia pada penelitian ini merupakan data runtun waktu dari bulan Januari 2017 s.d. Desember 2020 yang berisikan 48 data. Gambar 1 menunjukkan terjadinya penurunan yang ekstrem pada bulan Januari 2020 karena adanya pandemi COVID-19 yang menurunkan daya beli di sejumlah daerah di Indonesia. Penurunan yang ekstrem ini disebut dengan kejadian tak terduga (intervensi). Data IHK pada penelitian ini dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data data sebelum terjadinya intervensi (T_{0t}) untuk waktu $t < 37$ dan data sesudah terjadinya intervensi (T_{1t}) untuk waktu $t \geq 37$

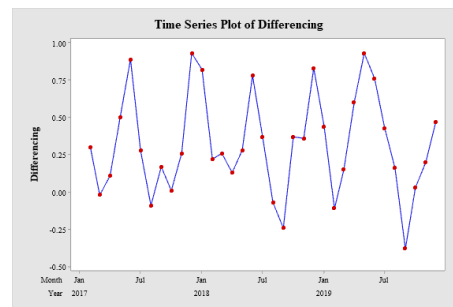


Gambar 1. Plot Data IHK

B. Pemodelan Indeks Harga Konsumen (IHK) di Indonesia dengan ARIMA Box-Jenkins

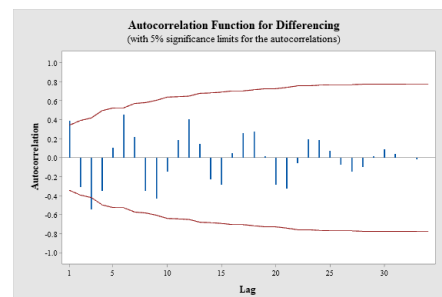
Pemodelan indeks harga konsumen (IHK) di Indonesia dengan ARIMA Box-Jenkins pada penelitian ini menggunakan data sebelum terjadinya intervensi pertama atau disebut dengan data I (T_{0t}). Data I berisikan

data dari bulan Januari 2017 s.d. Desember 2019 yang berjumlah 36 data. Tahap awal yang dilakukan adalah identifikasi stasioneritas data, data dapat dikatakan stasioner apabila data stasioner dalam rata – rata dan varians. Data I bersifat tidak stasioner dapat dilihat dari uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) yang menunjukkan nilai p lebih besar dari nilai signifikansi ($\alpha = 0.05$). Selanjutnya mengecek apakah data stasioner terhadap rata – rata melalui plot ACF. Plot ACF data I menunjukkan bahwa nilai lag turun secara perlahan menuju nol yang berarti data belum stasioner terhadap rata – rata. Data I yang digunakan pada penelitian ini belum stasioner maka diperlukan *differencing* untuk membuat data menjadi stasioner. Selanjutnya dilakukan pengecekan kestasioneran data melalui plot I dan ACF.



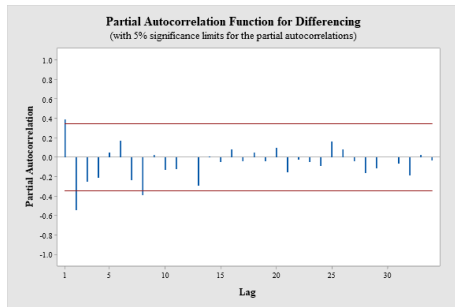
Gambar 2. Plot I setelah didifferencing

Gambar 2 menunjukkan plot data I setelah didifferencing dan mengindikasikan bahwa data I sudah stasioner karena data berfluktuasi di sekitar nilai rata – rata yang konstan. Terlihat juga pada Gambar 3 yang menunjukkan plot ACF dari data IHK yang sudah didifferencing nilai lag berada di dalam batas signifikansi.



Gambar 3. Plot ACF setelah didifferencing

Tahap selanjutnya adalah identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF. Gambar 4 merupakan plot PACF setelah didifferencing.



Gambar 4. Plot PACF setelah didifferencing

Plot ACF menunjukkan lag ke-1 dan 3 keluar dari interval konfidensi maka orde q adalah 1 dan 3. Pada plot PACF terlihat lag ke-1 dan 2 keluar dari interval konfidensi maka didapatkan orde p adalah 1 dan 2. Maka, ada beberapa dugaan untuk model ARIMA diantaranya adalah model ARIMA (2,1,3), ARIMA (2,1,2), ARIMA (2,1,1), ARIMA (2,1,0), ARIMA (1,1,3), ARIMA (1,1,2), ARIMA (1,1,1), dan ARIMA (1,1,0). Setelah mengidentifikasi model, dilanjutkan dengan estimasi terhadap parameter model dan pengujian signifikansi parameter untuk mengetahui apakah parameter tersebut layak dimasukkan dalam model ARIMA. Model ARIMA yang layak yaitu model ARIMA dengan parameter yang memiliki nilai p lebih kecil dari nilai signifikansi $\alpha = 0.05$. Tabel 1 akan menunjukkan hasil dari estimasi dan uji signifikansi model ARIMA yang sudah layak digunakan.

Tabel 1. Nilai p model – model ARIMA

Model ARIMA	nilai p			
	AR 1	AR 2	MA 1	MA 2
(2,1,0)Konstanta	0.0001	0.0002	-	-
(1,1,0)Konstanta	0.0172	-	-	-
(1,1,0)	0.0001	-	-	-
(0,1,2)	-	-	0.0001	0.0406
(0,1,1)Konstanta	-	-	0.0001	-
(0,1,1)	-	-	0.0001	-

Tabel 1 menunjukkan model – model ARIMA yang memiliki nilai p yang lebih kecil dari nilai signifikansi $\alpha = 0.05$. Maka didapatkan beberapa model terduga yang memenuhi uji signifikansi parameter adalah model ARIMA (2,1,0) konstanta, ARIMA (1,1,0) konstanta, ARIMA (1,1,0) tanpa konstanta, ARIMA (0,1,2) tanpa konstanta, ARIMA (0,1,1) konstanta, dan ARIMA (0,1,1) tanpa konstanta.

Tabel 2. Nilai RMSE dari Model ARIMA

Model ARIMA	RMSE
ARIMA (2,1,0) Konstanta	0.258585
ARIMA(1,1,0) Konstanta	0.309048
ARIMA(1,1,0)	0.343670
ARIMA(0,1,2)	0.328476
ARIMA(0,1,1) Konstanta	0.284637
ARIMA(0,1,1)	0.347406

Selanjutnya akan dipilih model terbaik dari beberapa model terduga berdasarkan nilai RMSE. Model terbaik merupakan model dengan nilai RMSE terkecil. Tabel 2 akan menampilkan nilai RMSE dari model – model terduga. Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai RMSE terkecil didapatkan pada model ARIMA(2,1,0) dengan konstanta, maka model tersebut merupakan model terbaik. Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap estimasi parameter, parameter yang signifikan dalam model ARIMA(2,1,0) dengan konstanta adalah $\hat{\theta}_1 = 0.60163$, $\hat{\theta}_2 = -0$, dan $\mu = 0.32598$. Maka didapatkan model ARIMA(2,1,0) yang terbentuk adalah

$$Y_t = \frac{\mu + a_t}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)}$$

$$Y_t = \frac{0.32598 + a_t}{(1 - 0.60163B + 0.54007B^2)(1 - B)}$$

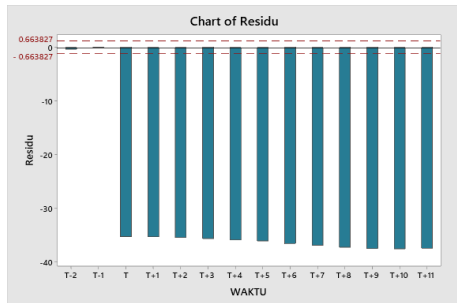
$$Y_t = 0.32598 + 1.60163Y_{t-1} - 1.14170Y_{t-2} + 0.54007Y_{t-3} + a_t$$

Tahap selanjutnya adalah pemeriksaan diagnosa residu yang berupa uji independensi residu dan uji normalitas residu pada model ARIMA terbaik yang sudah didapatkan, yaitu model ARIMA(2,1,0) dengan konstanta. Uji independensi residu menggunakan uji Ljung-Box dan uji normalitas residu menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Berdasarkan hasil perhitungan dengan bantuan *software* Minitab, didapatkan nilai Kolmogorov-Smirnov sebesar 0.079 yang lebih kecil dari nilai $D_{\alpha;n} = D_{0.05;35} = 0.202$ dan nilai $p = 0.150$ yang lebih besar dari nilai signifikansi $\alpha = 0.05$, maka residu berdistribusi normal. Selanjutnya, untuk uji *white noise* diambil hasil pengujian lag 12 memiliki nilai p sebesar 0.0706 yang berarti lebih besar dari nilai signifikansi $\alpha = 0.05$ atau nilai statistik Ljung-Box sebesar 17.18 yang lebih kecil dari nilai $\chi^2_{(0.05,10)} = 18.307$, maka dapat disimpulkan bahwa H_0 gagal ditolak yang

berarti residu independen atau tidak ada korelasi residu antar lag sehingga memenuhi asumsi residu (*white noise*)

C. Analisis Intervensi

Pada penelitian ini, identifikasi orde intervensi dilakukan dengan mengamati pola residu. Residu diperoleh dari hasil selisih antara data hasil pengamatan dengan nilai peramalan menggunakan model *noise* atau model ARIMA sebelum terjadinya intervensi



Gambar 4. Plot Residu Respon Intervensi

Gambar 4 merupakan plot residu respon intervensi yang digunakan untuk menentukan orde intervensi. Orde *b* dapat diidentifikasi dengan melihat efek intervensi mulai terjadi. Gambar 4 menunjukkan residu mulai terjadi pada saat itu juga sehingga waktu tunda (*b*) adalah 0. Orde *s* merupakan lamanya intervensi berpengaruh pada data. Dapat dilihat bahwa plot – plot residu respon yang keluar dari batas 2σ mulai dari awal waktu terjadinya intervensi sehingga diperoleh *s* adalah 0. Menurut Makridakis *et al.* (2004), orde *r* dapat ditentukan dengan nilai maksimum $r + s$ adalah banyaknya lag keluar yang signifikan. Plot residu menunjukkan tidak ada lag keluar yang signifikan maka orde *r* sebesar 0. Maka dapat disimpulkan bahwa orde intervensi yang terbentuk adalah $b = 0, s = 1, \text{ dan } r = 0$ dengan fungsi *step*. Namun, setelah dilakukan uji signifikansi parameter model, nilai $s = 0$ memberikan nilai parameter yang tidak signifikan. Oleh karena itu, digunakan $s = 1$. Hasil dari estimasi parameter model intervensi berorde $b = 0, s = 1, \text{ dan } r = 0$ dengan bantuan *software* SAS didapatkan seperti Tabel 4.

Tabel 4. Estimasi Parameter Model Intervensi

Parameter	Estimasi	Nilai <i>t</i>	<i>Pr</i> > <i>t</i>
μ	0.32799	7.25	<0.0001
$\hat{\theta}_1$	0.62180	4.80	<0.0001
$\hat{\theta}_2$	-0.53962	-4.17	<0.0001

$\hat{\omega}_0$	-35.29269	-183.66	<0.0001
$\hat{\omega}_1$	-35.08838	-177.01	<0.0001

Hasil *output* SAS pada Tabel 4 menunjukkan bahwa nilai parameter untuk $\mu = 0.32799, \hat{\theta}_1 = 0.62180, \hat{\theta}_2 = -0.53962, \hat{\omega}_0 = -35.29269, \text{ dan } \hat{\omega}_1 = -35.08838$ dengan nilai *p* lebih kecil dari nilai signifikansi $\alpha = 0.05$ sehingga parameter dapat digunakan untuk membentuk model intervensi. Berdasarkan nilai – nilai parameter yang diperoleh, maka model intervensi yang terbentuk adalah

$$Z_t = (\hat{\omega}_0 - \hat{\omega}_1 B) S_t^{(37)} + \frac{\mu + a_t}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)}$$

$$Z_t = (-35.29269 + 35.08838 B) S_t^{(37)} + \frac{0.32598 + a_t}{(1 - 0.60163 B + 0.54007 B^2)(1 - B)}$$

Suatu model intervensi dikatakan layak jika telah memenuhi uji asumsi residu yang terdiri dari uji normalitas residu dan *white noise*. Uji yang digunakan berturut – turut adalah uji Kolmogorov-Smirnov dan Ljung-Box. Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan Minitab didapatkan nilai Kolmogorov-Smirnov sebesar 0.1000 yang lebih kecil dari nilai $D_{\alpha;n} = D_{0.05;47} = 0.178$ dan nilai *p* lebih besar dari nilai signifikansi $\alpha = 0.05$. Uji Ljung-Box memberikan hasil setiap nilai *p* pada lag lebih besar dari nilai signifikansi $\alpha = 0.05$ yang berarti H_0 gagal ditolak maka model intervensi memiliki residu independen atau tidak ada korelasi residu antar lag sehingga memenuhi asumsi residu (*white noise*).

D. Peramalan Menggunakan Model Intervensi

Peramalan dilakukan dengan menggunakan model intervensi yang telah terbentuk. Model intervensi yang diperoleh adalah

$$Z_t = (-35.29269 + 35.08838 B) S_t^{(37)} + \frac{0.32598 + a_t}{(1 - 0.60163 B + 0.54007 B^2)(1 - B)}$$

dengan,

$$S_t^{(37)} = \begin{cases} 0 & \text{untuk } t < T \\ 1 & \text{untuk } t \geq T \end{cases}$$

Hasil peramalan pada Tabel 6 menunjukkan bahwa nilai IHK dari bulan Januari 2021 sampai dengan Desember 2021

akan mengalami kenaikan yang kecil setiap bulannya. Dari hasil data peramalan dan aktual, nilai selisih (eror) pada bulan Januari 2021 sampai dengan Maret 2021 tidak terlalu besar. Maka dapat diartikan perbedaan hasil nilai peramalan dengan data aktual tidak jauh berbeda. Hal ini menunjukkan hasil peramalan menggunakan model intervensi fungsi step dengan orde $b = 0$, $s = 1$, dan $r = 0$ memberikan hasil yang baik.

Tabel 6. Hasil Peramalan IHK Model Intervensi

Bulan	Hasil Peramalan	Data IHK	Eror
Januari 2021	105.9293	105.95	0.0207
Februari 2021	105.9442	106.06	0.1158
Maret 2021	105.9392	106.29	0.3508
April 2021	106.0306	-	-
Mei 2021	106.2115	-	-
Juni 2021	106.3845	-	-
Juli 2021	106.5080	-	-
Agustus 2021	106.6049	-	-
September 2021	106.7120	-	-
Oktober 2021	106.8399	-	-
November 2021	106.9751	-	-
Desember 2021	107.1036	-	-

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan model intervensi menggunakan data indeks harga konsumen (IHK) Indonesia, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut

- Model ARIMA sebelum terjadinya intervensi atau model *noise* terbaik adalah ARIMA(2,1,0) dengan konstanta yang memiliki persamaan

$$Y_t = 0.32598 + 1.60163Y_{t-1} - 1.14170Y_{t-2} + 0.54007Y_{t-3} + a_t$$

- Model intervensi terbaik yang didapatkan adalah model intervensi dengan orde $b = 0$, $s = 1$, dan $r = 0$ dengan persamaan

$$Z_t = (-35.29269 + 35.08838B)S_t^{(37)} + \frac{0.32598 + a_t}{(1 - 0.60163B + 0.54007B^2)(1 - B)}$$

- Hasil peramalan IHK di Indonesia untuk bulan Januari 2021 sampai dengan Desember 2021 mengalami kenaikan yang

kecil setiap bulannya. Hasil perhitungan nilai selisih (eror) data peramalan IHK tidak terlalu besar yang berarti perbedaan nilai peramalan dengan nilai aktual tidak terlalu jauh, maka model intervensi dengan fungsi *step* yang terbentuk sudah layak digunakan.

6. REFERENSI

- Badan Pusat Statistik RI, 2020. *Indeks Harga Konsumen di 82 Kota di Indonesia (2012=100) 2019*. BPS RI. Jakarta.
- Crystine, A., Hoyyi, A., Safitri, D. 2014. Analisis Intervensi Fungsi Step (Studi Kasus Pada Jumlah Pengiriman Benda Pos ke Semarang Pada Tahun 2006 – 2011). *Jurnal Gaussian*, vol. 3 no. 3, 193-302.
- Damayanti, S., Yosmar, S. 2021. Model Intervensi Fungsi Step untuk Peramalan Harga Saham PT. Garuda Indonesia (PERSERO) TBK di masa Pandemi COVID-19. *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika*, 10-18.
- Karlina, B. 2017. Pengaruh Tingkat Inflasi, Indeks Harga Konsumen Terhadap PDB di Indonesia pada Tahun 2011-2015. *Jurnal Ekonomika dan Manajemen*, 6 (1), 16-27.
- Kementrian Kesehatan RI. 2020. *Pedoman Pencegahan dan Pengendalian Coronavirus Disese*. Kementrian Kesehatan RI. Jakarta.
- Makridakis, Spyros, Steven, C. W., dan Victor, E. M. 2004. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Erlangga. Jakarta.
- Nuvitasari, E., Suhartono, Wibowo, S.H. 2008. Analisis Intervensi Multi Input Fungsi Step dan Pulse untuk Peramalan Kunjungan Wisatawan ke Indonesia. *Financial Statistics Directorate, Information Technology, and Tourism, the Central Statistics Agency*. Jakarta.
- Panjaitan, H., Prahutama, A., Sudarno. 2018. Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode ARIMA, Intervensi, dan ARFIMA. *Jurnal Gaussian*, vol.7 no.1, 96-109.
- Wei, W. W. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education, Inc. United States of America.