ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 12, Nomor 3, Tahun 2023, Halaman 382 - 391
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG) MENGGUNAKAN MODEL INTERVENSI FUNGSI PULSE

Elsa Dwi Rosilawati[1], Tarno[2], Triastuti Wuryandari[3]
[1,2,3] Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
email: elsadwirosilawati@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.12.3.382-391

Article Info:
Received: 2022-12-19
Accepted: 2024-02-12
Available Online: 2024-02-26

Keywords:
Composite Stock Price Index; forecasting; ARIMA; intervention models; pulse function; sMAPE.

Abstract: The intervention model is one model that is frequently used to explain how interventions from both internal and external sources can lead to dramatic fluctuations in a time series of data. The Composite Stock Price Index, known as the IDX Composite, is an index that tracks all stock price performance. For the Composite Stock Price Index from 2 October 2020 to 6 June 2022, daily close price data are used in this study. The data showed a sharp reduction starting on 9 May 2020 (T=386) and lasting for the following 4 days, which made the pulse function the likely intervention model. Rising interest rates and high inflation figures from the United States are to blame for the drop in IDX Composite close price. In addition, a lot of profit-taking was done because of the Eid holidays and the expectation of a substantial increase in COVID-19. The best intervention model created is ARIMA ([3],1,0) with an intervention order of b=0, r=0, and s=11, which can then be used to forecast Composite Stock Price Index for the following period. This is based on the outcomes and analyses. The sMAPE value in the research utilizing this model was 0.98%, suggesting very strong forecasting capabilities.

1. PENDAHULUAN

Di era globalisasi saat ini, ketertarikan mengenai pasar modal mulai meningkat. Semua orang dapat dengan mudah berinvestasi dan bermain saham di pasar modal. Pasar modal adalah kegiatan yang melibatkan penawaran umum, perdagangan efek, perusahaan publik yang menerbitkan efek, lembaga, dan profesi yang terkait dengan efek (Undang-undang Nomor 8 Tahun 1995 tentang Pasar Modal). Bursa efek adalah sarana bagi pihak yang ingin memperdagangkan efek untuk menawarkan pembelian dan penjualan efek. Bursa Efek Indonesia (BEI) adalah bursa efek yang beroperasi di Indonesia. BEI mempunyai berbagai macam indeks saham salah satunya adalah Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). IHSG dikenal dengan nama *Indonesia Composite Index* (ICI) merupakan indeks yang mengukur semua kinerja harga saham di BEI. IHSG selalu mengalami perubahan yang sulit diprediksi oleh investor sehingga diperlukan peramalan. Peramalan pada data *close price* IHSG dapat membantu investor untuk mengantisipasi resiko investasi dan mempermudah investor untuk menentukan strategi investasi dimasa yang akan datang.

Peramalan yaitu memprediksi kapan suatu peristiwa akan terjadi berdasarkan masa lalu dan sekarang agar tindakan yang tepat dapat dilakukan. Menurut Budiarti dkk. (2013) metode peramalan ini akan memberikan hasil yang efektif, namun berbeda dengan data yang memiliki gangguan atau data yang berfluktuasi secara ektrim. Model intervensi memungkinkan untuk meramalkan data yang mengalami fluktuasi ekstrim.

Salah satu model yang untuk menjelaskan dampak intervensi baik dari faktor internal maupun eksternal pada data deret waktu adalah model intervensi. Berdasarkan Wei (2006), fungsi *step* dan fungsi *pulse* adalah dua bagian dari model intervensi berdasarkan seberapa lama intervensi berpengaruh pada perubahan pola data. Intervensi yang terjadi pada waktu tertentu atau untuk jangka waktu singkat menggunakan fungsi *pulse*, sedangkan fungsi *step* digunakan untuk intervensi jangka panjang.

Penelitian ini mengkaji data harian *close price* Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) periode 2 Oktober 2020 hingga 6 Juni 2022 yang mengalami penurunan drastis pada 9 April 2022 hingga beberapa hari kemudian dan kemudian mengalami kenaikan kembali sehingga didugaan model intervensi yang digunakan adalah fungsi *pulse*. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan model intervensi yang paling efektif untuk prediksi di masa depan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Menurut Wei (2006), analisis deret waktu adalah pengamatan terhadap suatu variabel berurutan selama periode waktu tertentu. Data deret waktu yang digunakan dalam pengamatan dinyatakan sebagai variabel Zt, dimana t adalah indeks waktu dari urutan data pengamatan, *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah salah satu model peramalan yang umumnya digunakan untuk data deret waktu.

Menurut Wei (2006), model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) digunakan ketika data deret waktu yang digunakan stasioner artinya rata-rata dan varian dari data yang digunakan konstan untuk setiap waktu. Pengujian stasioneritas dalam varian dari suatu data deret waktu dapat menggunakan *Box-Cox Plot*, apabila nilai *rounded value* (λ) sama dengan satu maka data dinyatakan stasioner dalam varian. Data yang belum memenuhi kestasioneran dalam varian dapat diatasi dengan melakukan transformasi Box-Cox. Kestasioneran ini dapat ditentukan dari plot deret waktu yaitu diagram pencar antara nilai Zt dengan waktu *t* selain itu juga dapat menggunakan uji akar unit yang bertujuan untuk mengetahui apakah data tersebut memiliki akar unit atau tidak. Uji akar unit yang digunakan adalah *Augmented Dickey Fuller* (*ADF-test*). Data yang tidak stasioner dalam rata-rata dapat diatasi dengan melakukan proses *differencing*. Model ARIMA merupakan gabungan dari Model AR(*p*) dan MA(*q*), serta proses *differencing* orde-*d* pada data deret waktu. Bentuk umum model ARIMA (*p*,*d*,*q*) adalah sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \tag{1}$$

dengan,
$\phi_p(B)$: Operator AR (1-$\phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p$)
$\theta_q(B)$: Operator MA (1-$\theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q$).
d : orde *differencing*
B : operator *backshift*
a_t : nilai residual (*error*) pada saat ke-t

Model yang memenuhi uji signifikansi parameter, uji asumsi residual model, yang terdiri dari uji asumsi *white noise* dan uji asumsi normalitas, serta nilai AIC terkecil dianggap sebagai model ARIMA terbaik.

Menurut Budiarti dkk. (2013) analisis intervensi adalah metode yang digunakan untuk mengatasi data deret waktu yang dipengaruhi oleh kejadian khusus yang mengakibatkan perubahan pola data. Kejadian khusus yang dimaksud merupakan suatu intervensi yang dapat disebabkan oleh faktor eksternal maupun internal. Analisis intervensi digunakan untuk mengidentifikasi data deret waktu apabila waktu intervensinya diketahui (Box, dkk., 1994).

Analisis intervensi digunakan untuk mengukur besar dan lamanya efek intervensi yang terjadi pada waktu T. Bentuk umum model intervensi adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} I_t + N_t \tag{2}$$

dimana N_t merupakan model ARIMA sebelum terjadinya intervensi yang memiliki persamaan sebagai berikut :

$$N_t = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} a_t \tag{3}$$

Sehingga persamaan (2) dapat ditulis sebagai berikut :

$$Z_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} I_t + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} a_t \tag{4}$$

dengan,
$\omega_s(B)$: operator orde *s* $(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \cdots - \omega_s B^s)$
$\delta_r(B)$: operator orde *r* $(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \cdots - \delta_r B^r)$
I_t : variabel intervensi
b : menunjukkan kapan waktu intervensi terjadi
s : menunjukkan waktu yang dibutuhkan agar efek intervensi stabil
r : menunjukkan pola dari plot residual setelah terjadinya intervensi

Menurut Wei (2006) fungsi *step* dan fungsi *pulse* adalah dua jenis variabel intervensi (I_t) yang berbeda. Fungsi *step* menunjukkan peristiwa intervensi yang memiliki pengaruh jangka panjang yang terjadi pada waktu T. Bentuk intervensi fungsi *step* dinotasikan seperti berikut:

$$I_t = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, t < T \\ 1, t \geq T \end{cases} \tag{5}$$

dimana T adalah waktu intervensi.

Peristiwa intervensi yang memiliki pengaruh jangka pendek atau waktu yang singkat adalah fungsi *pulse*. Berikut merupakan notasi dari intervensi fungsi *pulse*:

$$I_t = P_t^{(T)} = \begin{cases} 0, t \neq T \\ 1, t = T \end{cases} \tag{6}$$

dimana T adalah waktu intervensi.

Orde *b, r* dan *s* dapat ditentukkan dengan melihat plot residual respon intervensi yang dihitung dari selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi dengan dengan batas $\pm$ 3 RMSE. Orde *b* ditentukan dengan melihat kapan efek intervensi mulai terjadi. Orde *s* ditentukan berdasarkan lama waktu yang diperlukan agar efek intervensi stabil yang diukur sejak terjadinya intervensi. Orde *r* dapat ditentukan dengan memeriksa pola efek intervensi (setelah *b* dan *s*). Menurut Panjaitan dkk. (2008), sulit untuk mendefinisikan hubungan antara *s* dan *r*, oleh karena itu dapat dikatakan bahwa *r* + *s* merupakan jumlah lag yang berautokorelasi signifikan pada plot residual respon intervensi. Proses coba-coba diperlukan untuk menentukan orde *b, r,* dan *s* untuk menghasilkan model peramalan terbaik.

Akaike's Information Criterion (AIC) dan *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (sMAPE) digunakan sebagai kriteria pemilihan model dalam penelitian ini untuk menilai seberapa baik model dibuat. Menurut Wei (2006), Akaike menemukan metode pemilihan model yang paling efektif yang dikenal dengan *Akaike Information Criterion* (AIC). AIC adalah kriteria pemilihan model yang memperhitungkan jumlah parameter model. Model dengan nilai AIC terendah dipilih sebagai model yang terbaik. Berikut ini rumus AIC :

$$AIC = n \ln(\hat{\sigma}_a^2) + 2m \tag{7}$$

dengan,
m : banyaknya parameter dalam model atau $m=p+q$
n : banyaknya data pengamatan
$\hat{\sigma}_a^2$: varian residual (*error*)

Keakuratan model dicari menggunakan *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (sMAPE), yang didasarkan pada persentase kesalahan. sMAPE merupakan alternatif dari *Means Absolute Percentage Error* (MAPE) apabila ada data deret waktu yang sama dengan atau kurang dari nol (Makridakis dan Hibon, 2000):

$$sMAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{(|Z_t| + |\hat{Z}_t|)/2} \times 100\% \tag{8}$$

dengan,
n : banyaknya data pengamatan
Z_t : data pada saat ke-t
$\hat{Z}_t$: data hasil ramalan ke-t

Kriteria nilai sMAPE yang dihasilkan tertera pada Tabel 1. sebagai berikut (Chen dkk., 2017):

Tabel 1. Kriteria sMAPE

Nilai sMAPE	Pengertian
≤ 10 %	Kemampuan peramalan sangat baik
10% < x ≤ 20%	Kemampuan peramalan baik
20% < x ≤ 50%	Kemampuan peramalan cukup
> 50%	Kemampuan peramalan buruk

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari website yahoo finance (https://finance.yahoo.com/). Data yang digunakan merupakan data harian *close price* Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dari 2 Oktober 2020 sampai dengan 6 Juni 2022 sebanyak 403 data.

Minitab dan R-Studio adalah dua program yang digunakan dalam pengolahan data penelitian ini. Berikut adalah langkah-langkah untuk menganalisis intervensi fungsi *pulse*:

1. Membagi data menjadi dua kelompok berdasarkan waktu intervensi, yaitu data sebelum intervensi dan data setelah intervensi dengan melihat plot deret waktu.

2. Menguji stasioneritas dalam rata-rata dan varian data sebelum intervensi.
3. Memeriksa plot ACF dan PACF dari data stasioner untuk menentukan model ARIMA.
4. Mengestimasi parameter model ARIMA.
5. Mendiagnosis model dengan melakukan uji signifikansi parameter dan uji asumsi residual model.
6. Memilih model ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil.
7. Menggunakan model ARIMA yang dipilih untuk peramalan.
8. Menghitung nilai respon antara data peramalan dan data aktual.
9. Menentukan orde b, r dan s melalui plot residual respon intervensi dengan batas ±3 RMSE.
10. Melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi untuk mendapatkan model intervensi terbaik.
11. Melakukan uji diagnosis pada model intervensi yang terbentuk dengan melakukan uji asumsi residual model.
12. Memilih model intervensi berdasarkan AIC dengan nilai terkecil.
13. Menggunakan model intervensi yang didapat untuk melakukan peramalan.
14. Menghitung sMAPE untuk melihat seberapa baik model yang didapat.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

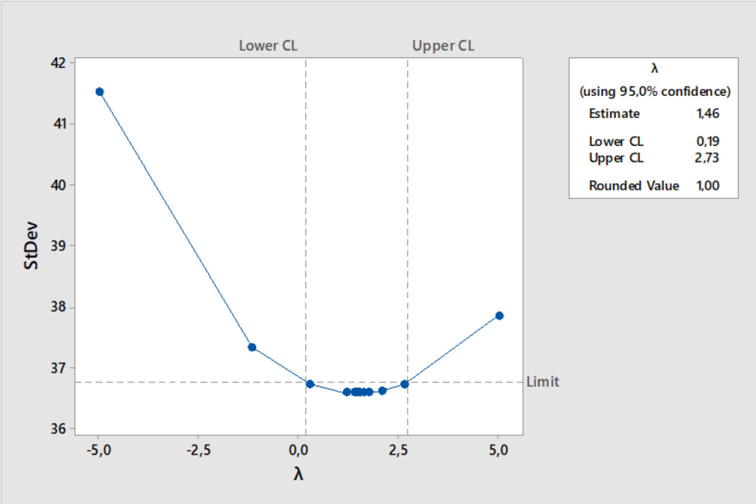
Deskripsi data digunakan untuk mengetahui gambaran umum dari data. Gambaran data yang dimaksud adalah seberapa besar nilai rata-rata, sebaran data, nilai maksimum dan minimum dari data yang digunakan dalam penelitian. Pada Tabel 2. diuraikan mengenai deskripsi data close price IHSG dari 2 Oktober 2020 sampai 6 Juni 2022.

Tabel 2. Statistik Deskriptif Data Close Price IHSG dari 2 Oktober 2020 sampai 6 Juni 2022

Mean	Standar Deviasi	Variansi	Minimum	Maximum
6290,479	497,798	250365,7	4926,734	7276,193

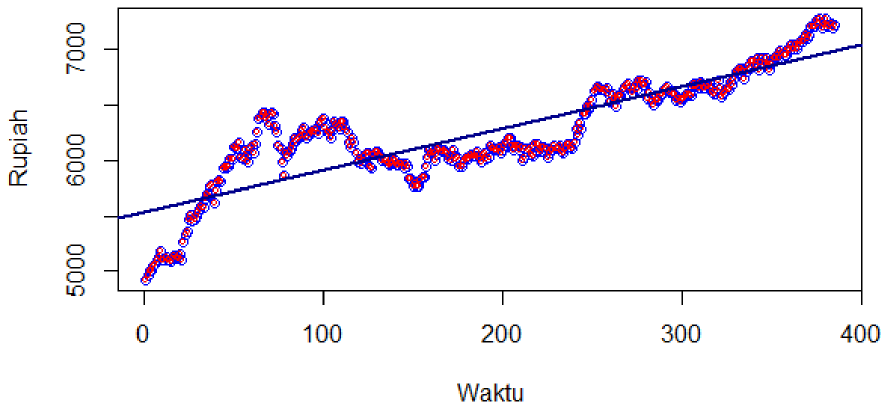
Pada t=1 (2 Oktober 2020) sampai t=385 (28 April 2022) mengalami kenaikan sehingga data mempunyai trend naik. Pada t=386 (9 Mei 2022) nilai *close price* IHSG mengalami penurunan yang drastis data ini kemudian dikelompokkan menjadi dua yaitu sebelum terjadi intervensi yaitu pada t=1,2,…,385 dan data terjadinya intervensi sampai akhir t=386,387,….,403.

Syarat stasioneritas dalam varian dan stasioneritas pada rata-rata harus dipenuhi ketika membentuk model ARIMA. *Box-Cox Plot* dapat digunakan untuk memeriksa apakah data stasioner dalam varian. *Box-Cox Plot* dari data *close price* IHSG sebelum intervensi dapat dilihat seperti Gambar 1.



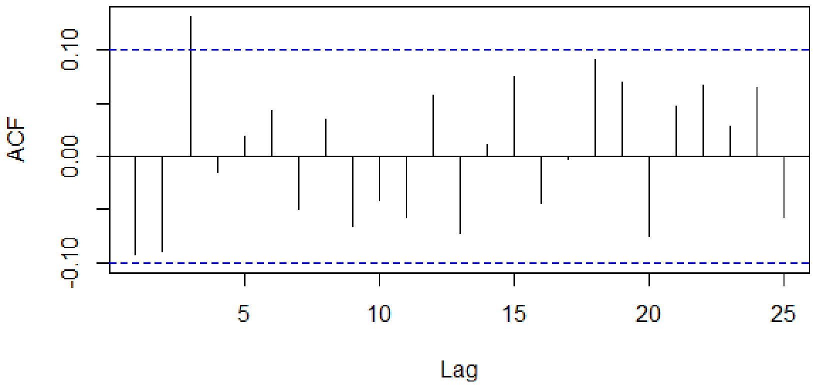
Gambar 1. *Box-Cox Transformation Test*

Gambar 1. menunjukkan data *close price* IHSG sebelum intervensi stasioner dalam varian karena memiliki nilai *rounded value* sama dengan 1, sehingga tidak memerlukan transformasi data. Stasioneritas dalam rata-rata secara visual ditentukan dengan melihat plot deret waktu. Jika plot data tidak menunjukkan tanda-tanda tren, data dianggap stasioner dalam rata-rata. Gambar 2. menunjukkan plot data *close price* IHSG sebelum dilakukan intervensi yaitu pada t = 1, 2,..., 385 atau sejak 2 Oktober 2020 hingga 28 April 2022.

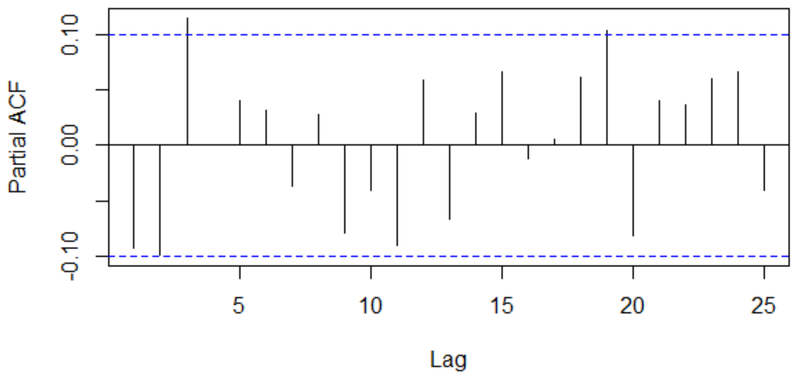


Gambar 2. Plot *Close Price* IHSG Sebelum Intervensi

Berdasarkan Gambar 2. terlihat bahwa data *close price* IHSG sebelum intervensi secara visual tidak stasioner dalam rata-rata dikarenakan data mengalami pola trend naik. Stasioneritas dalam rata-rata juga dapat ditentukan dengan melakukan pengujian secara formal dengan melakukan *Augmented Dickey Fuller Test* (ADF *Test*). Data yang tidak stasioner dalam rata-rata dapat diatasi dengan proses *differencing.* Hasil uji ADF *Test* dari data *close price* IHSG sebelum intervensi menunjukkan bahwa perlu dilakukan *differencing* sebanyak 1 kali (d=1).



Gambar 3. Plot ACF Data *Close Price* IHSG d=1



Gambar 4. Plot PACF Data *close price* IHSG d=1

Gambar 3. menunjukkan bahwa pola signifikan pada lag ke-3 yang digunakan untuk mengidentifikasi model MA. Model AR dapat dilihat pada Gambar 4. yang menunjukan bahwa pola signifikan pada lag ke-3, dan lag ke-19 sehingga model ARIMA yang mungkin ARIMA(0,1,[3]), ARIMA([3],1,0), ARIMA([3],1,[3]), ARIMA([19],1,0), ARIMA([19],1,[3]), ARIMA([3,19],1,0), dan ARIMA([3,19],1,[3]). Berikut merupakan perbandingan hasil uji signifikansi, uji asumsi *white noise*, uji asumsi normalitas dan nilai AIC yang disajikan pada Tabel 3.

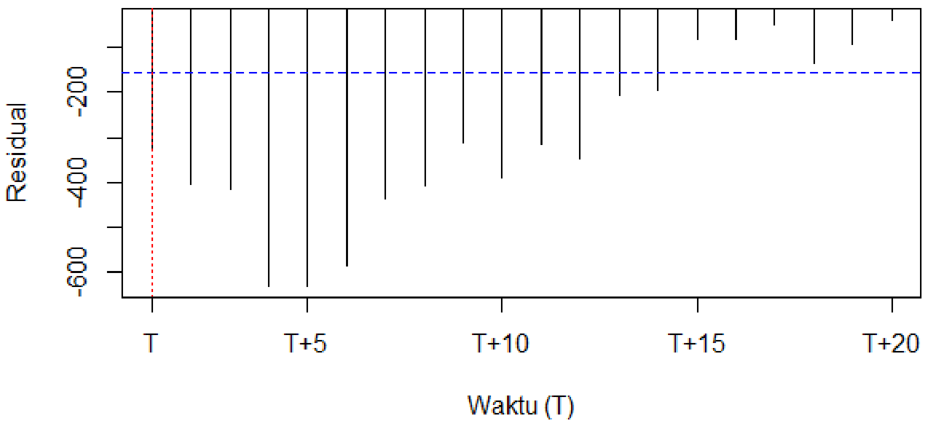
Tabel 3. Pemilihan Model ARIMA Terbaik

Model	Parameter Signifikan	*White Noise*	Berdistribusi Normal	AIC
ARIMA(0,1,[3])	Ya	Ya	Tidak	4135,87
ARIMA([3],1,0)	Ya	Ya	Tidak	4135,12
ARIMA([3],1,[3])	Tidak	Ya	Tidak	4136,85
ARIMA([19],1,0)	Tidak	Tidak	Tidak	4140,46
ARIMA([19],1,[3])	Tidak	Ya	Tidak	4135,72
ARIMA([3,19],1,0),	Tidak	Ya	Tidak	4134,34
ARIMA([3,19],1,[3]).	Tidak	Ya	Tidak	4135,53

Berdasarkan Tabel 3. dengan memperhatikan aspek parameter signifikan, uji asumsi *white noise*, uji asumsi normalitas, dan nilai AIC terkecil, maka dapat ditentukan bahwa model ARIMA ([3], 1.0]) dapat digunakan untuk tahap selanjutnya . Hal ini dikarenakan model ARIMA ([3], 1.0]) memiliki nilai AIC terkecil. Model yang terbentuk dapat dituliskan dalam persamaan berikut:

$$Z_t = \frac{a_t}{(1-\phi_3 B)(1-B)}$$
$$Z_t = \frac{a_t}{(1-0{,}1414B)(1-B)}$$
$$Z_t = Z_{t-1} + (0{,}1414)Z_{t-1} - (0{,}1414)Z_{t-2} + a_t$$

Model ARIMA dari data sebelum intervensi sudah didapatkan, maka langkah selanjutnya adalah menganalisis data *close price* IHSG untuk mendapatkan model intervensi ideal. Hal yang penting dalam menentukan model intervensi adalah orde *b*, *r* dan *s*. Dengan pola intervensi pada plot residual respon intervensi akan diketahui urutan intervensi. Selisih antara nilai aktual dan nilai ramalan serta batas $\pm$ 3 RMSE digunakan untuk membuat plot residual respon intervensi. Berikut merupakan plot residual respon intervensi pada data *close price* IHSG.



Gambar 5. Plot Residual Respon Intervensi

Berdasarkan Gambar 5. dapat diketahui bahwa intervensi yang terjadi pada saat T=386 atau pada 9 Mei 2022 menyebabkan dampak sementara terhadap *close price* IHSG sehingga model intervensi yang diduga adalah intervensi fungsi *pulse*. Plot residual respon pada Gambar 5 menunjukkan bahwa efek intervensi terjadi pada waktu ke-T, atau pada tanggal 9 Mei 2022. Artinya, efek intervensi mulai terjadi pada waktu tersebut, sehingga waktu tunda menjadi nol sehingga $b = 0$. Pada Gambar 5. terlihat bahwa plot residual respon yang keluar dari garis signifikansi menunjukkan lamanya pengaruh dari intervensi yang terjadi, sehingga diperoleh nilai *s* =13. Pada Gambar 3. terlihat plot residual respon intervensi tidak membentuk pola tertentu sehingga kemungkinan orde $r = 0$. Berdasarkan analisis tersebut, diperoleh model intervensi dengan dugaan *b*=0 $r = 0$ $s = 13$. Selanjutnya dapat diperoleh orde *b*, *r* dan *s* dengan proses coba-coba untuk menghasilkan model terbaik.

Berdasarkan uji signifikansi parameter dan uji asumsi residual model intervensi, diketahui bahwa 7 model memenuhi ARIMA([3],1,0) *b*=0 *r*=0 s=0, ARIMA([3],1,0) *b*=0 *r*=0 *s*=2, ARIMA([3],1,0) *b*=0 *r*=0 *s*=3, ARIMA([3],1,0) *b*=0 *r*=0 *s*=6, ARIMA([3],1,0) *b*=0 *r*=0 *s*=8, ARIMA([3],1,0) *b*=0 *r*=0 *s*=9 dan ARIMA([3],1,0) *b*=0 *r*=0 *s*=11 yang memiliki nilai AIC sebagai berikut :

Tabel 4. Nilai AIC Model Intervensi

ARIMA ([3],1,0)			
Orde			AIC
b	r	s	
0	0	0	4388,04
0	0	2	4363,22
0	0	3	4351,36
0	0	6	4324,68
0	0	8	4301,38
0	0	9	4291,57
0	0	11	4269,91

Berdasarkan Tabel 4. dapat dilihat bahwa nilai AIC yang paling kecil terdapat pada model ARIMA([3],1,0) b=0 $r = 0$ $s = 11$ sehingga dapat disimpulkan model intervensi terbaik adalah model ARIMA([3],1,0) b=0 $r = 0$ $s = 11$ yang dapat dituliskan dalam persamaan berikut :

$$Z_t = (\omega_0 - \omega_{11})P_t^{(T)} + \frac{1}{(1-\phi_3 B)(1-B)}a_t$$

$$Z_t = ((-104{,}1653) - (-104{,}8762)B^{11})P_t^{(386)} + \frac{1}{(1-(0{,}1183)B)(1-B)}a_t$$

$$Z_t = (-104{,}1653 + 104{,}8762B^{11})P_t^{(386)} + \frac{1}{(1-0{,}1183B)(1-B)}a_t$$

dengan:

$$P_t^{(386)} = \begin{cases} 1, t = 386 \\ 0, t \neq 386 \end{cases}$$

Tabel 5. menampilkan hasil peramalan *close price* IHSG menggunakan model ARIMA([3],1,0] dengan *b*=0, *r*=0, dan *s*=11.

Tabel 5. Hasil Peramalan

Periode	Hasil Peramalan
7 Juni 2022	7087,874
8 Juni 2022	7091,907
9 Juni 2022	7079,960
10 Juni 2022	7079,453
13 Juni 2022	7079,551

Keakuratan hasil peramalan harus diketahui untuk menunjukkan tingkat kebaikan model. Nilai *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (sMAPE) dapat digunakan untuk mengukur seberapa baik kinerja model. Statistik sMAPE berguna untuk menghitung ketidakakuratan proses peramalan. Berikut perhitungan nilai sMAPE dari data ramalan dan data aktual:

$$sMAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{(|Z_t| + |\hat{Z}_t|)/2} \times 100\%$$

$$sMAPE = \frac{1}{5}\left[\frac{|7141{,}044 - 7087{,}874|}{((|7141{,}044| + |7087{,}874|)} + \cdots + \frac{|6995{,}441 - 7079{,}551|}{(|6995{,}441| + |7079{,}551|))/2}\right] \times 100\%$$

$$sMAPE = 0{,}98\%$$

Nilai sMAPE yang dihasilkan sebesar 0,98% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik. Hal ini berdasarkan kriteria yang ditunjukkan pada Tabel 1.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan diperoleh kesimpulan bahwa data harian *close price* IHSG mengalami penurunan yang drastis secara sementara sehingga dilakukan permodelan menggunakan model intervensi fungsi *pulse*. Model intervensi terbaik yang didapatkan untuk peramalan data *close price* IHSG adalah model ARIMA([3],1,0) b=0, r=0, s=11 yang mempunyai nilai sMAPE sebesar 0,98% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik.

DAFTAR PUSTAKA

Abdullah, Yuniarti, D., dan Fathurahman, M. 2012. Model Intervensi untuk Mengetahui Dampak Kenaikan Tarif Dasar Listrik Juli 2010 terhadap Pemakaian Listrik di Kota Samarinda. *Jurnal Eksponensial,* 3(2), 71-80.

Ahmad, F., Rahmawati, R., dan Safitri, D. 2015. Analisis Intervensi Kenaikan Harga BBM Terhadap Permintaan BBM Bersubsidi Pada SPBU Sultan Agung Semarang Jawa Tengah. *Jurnal Gaussian,* 4(1), 33-42.

Budiarti, L., Tarno, dan Warsito, B. 2013. Analisis Intervensi dan Deteksi Outlier pada Data Wisatawan Domestik (Studi Kasus di Daerah Istimewa Yogyakarta). *Jurnal Gaussian,* 2(1), 39-48.

Chen, C. Twycross, J. dan Garibaldi., J.M. 2017. A New Accuracy Measure Based on Bounded Relative Error forTime Series Forecasting. *PLoS ONE*, 12(3).

Ferisca, A.F., Zukhronah, E., dan Slamet, I. 2021. Analisis Intervensi Untuk Evaluasi Pengaruh Pandemi COVID-19 Terhadap Indeks Harga Konsumen (IHK). *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika*, 92- 98.

Makridakis, S.,and Hibon, M. 2000. The M3-Competition: Results, Conclusion and Implications. *International Journal of Forecasting*, Vol.16, 451-476.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., dan McGree, V. E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan (edisi ke-2).* Jakarta: Erlangga.

Nuvitasari, E., Suhartono, dan Wibowo, S.H. 2009. Analisis Intervensi Multi Input Fungsi Step dan Pulse untuk Peramalan Kunjungan Wisatawan ke Indonesia. 1-16.

Panjaitan, H. Prahutama, A. dan Sudarno. 2018. Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode ARIMA, Intervensi dan ARFIMA. *Jurnal Gaussian,* 7(1), 96-109.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods.* Canada. Addison Wesley Pubishing Company.

Yunita, T. 2019. Peramalan Jumlah Penggunaan Kuota Internet Menggunakan Metode Aoutoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Journal of Mathematics: Theory and Applications,* 1(2), 16-22.

Zaki, A., Syam, R., dan Hakim, A.F. 2019. Analisis Intervensi Kebijakan Kenaikan Tarif Dasar Listrik (TDL) Tahun 2017 Terhadap Pemakaian Listrik Wilayah SULSELRABAR. *Journal of Mathematics, Computations, and Statistics*, 2(1), 31-39.