



Analisis Model Intervensi Multi *Input* Fungsi *Pulse* dan Fungsi *Step* dengan Deteksi *Outlier* terhadap Harga Saham

Lorensya*, Lukita Ambarwati, Yudi Mahatma

Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Negeri Jakarta, Indonesia

*Correspondence: E-mail: lorensya_1305617004@mhs.unj.ac.id

ABSTRAK

Intervensi merupakan suatu guncangan yang terjadi akibat faktor internal maupun faktor eksternal. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model intervensi multi *input* fungsi *pulse* dan fungsi *step* dengan deteksi *outlier* terbaik pada data harga saham serta untuk mengetahui hasil peramalannya. Metode ARIMA digunakan untuk mengolah data sebelum terjadinya intervensi sehingga terbentuk orde intervensi (orde b, s, r). Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data harga saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk pada periode 20 Juni 2019 - 30 Juli 2020. Diperoleh model intervensi multi *input* fungsi *pulse* ($b = 8, s = 0, r = 1$) dan fungsi *step* ($b = 11, s = 0, r = 1$) dengan penambahan delapan *outlier* bertipe *additive outlier* dan *level shift*. Berdasarkan model yang terbentuk, diperoleh hasil peramalan harga saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk berada pada kisaran Rp4.500,00.

© 2022 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima 13 April 2022

Awal Direvisi 30 April 2022

Disetujui 1 Mei 2022

Tersedia Online 30 Mei 2022

Dipublikasikan 1 Juni 2022

Kata Kunci:

Fungsi *Pulse*,
Fungsi *Step*,
Intervensi,
Outlier.

ABSTRACT

Intervention is a shock that occurs due to internal and external factors. This study aims to determine the multi-input intervention model of pulse function and step function with the best outlier detection on stock price data and find out the forecasting results. The ARIMA method is used to process data before the occurrence of intervention so that an intervention order (order b, s, r) is formed. The data used in this study is data on the share price of PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk in the period 20 June 2019 – 30 July 2020. We obtained multi-input intervention model of pulse function ($b = 8, s = 0, r = 1$) and step function ($b = 11, s = 0, r = 1$) with the addition of eight outliers of additive outlier type and shift level. Based on the model, the results of forecasting the share price of PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk are in the range of 4,500.00 IDR

© 2022 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

Keywords:

Intervention,
Outlier,
Pulse Function,
Step Function.

1. PENDAHULUAN

Saham merupakan salah satu jenis investasi yang dapat digunakan dengan harga saham yang diperjualbelikan beragam ada yang relatif stabil atau mengalami penurunan atau kenaikan yang drastis disebut dengan intervensi. Intervensi merupakan suatu guncangan yang terjadi akibat faktor internal maupun faktor eksternal seperti perubahan kebijakan atau wabah penyakit (Crystine et al., 2014). Dalam mengolah intervensi terdapat beberapa cara, yaitu analisis intervensi dan deteksi *outlier*. Analisis intervensi merupakan suatu metode dalam mengukur besar dan lamanya efek dari suatu intervensi apabila waktu terjadinya diketahui sedangkan deteksi *outlier* digunakan apabila waktu terjadinya tidak diketahui (Aulia & Atok, 2017; Budiarti et al., 2013).

Pada analisis intervensi terdapat dua fungsi, yaitu fungsi *step* dan fungsi *pulse*. Fungsi *step* digunakan untuk mendeteksi intervensi dalam jangka waktu lama biasanya disebabkan oleh perubahan kebijakan, sedangkan fungsi *pulse* digunakan untuk mendeteksi intervensi dalam jangka waktu sebentar atau sementara biasanya disebabkan oleh wabah penyakit dan bencana alam (Crystine et al., 2014). Apabila suatu data dapat diidentifikasi pola pergerakannya maka data tersebut dapat dianalisis untuk menentukan kondisi pada masa mendatang dan disebut dengan peramalan. Sebaliknya, jika suatu intervensi tidak diketahui waktu terjadinya maka digunakan deteksi *outlier* untuk melihat apakah terdapat pengaruh *outlier* atau tidak pada data tersebut karena *outlier* dapat mempengaruhi struktur autokorelasi dari suatu data deret waktu dan membuat ACF serta PACF yang diperoleh menjadi bias (Crystine et al., 2014). Oleh karena itu, perlu dilakukan pendeteksian *outlier*.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang membahas tentang analisis Intervensi. Wiri dan Tuaneh (2019) melakukan analisis menggunakan variabel intervensi fungsi step yang diikuti fungsi pulse dengan menggunakan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk memperkirakan harga minyak mentah. Kemudian, Al Mahkya dan Anggraini (2020) mengkaji analisis intervensi untuk memperkirakan jumlah penumpang di Pelabuhan Bakauheni selama periode tsunami Selat Sunda dengan penambahan deteksi *outlier*.

Berbeda dengan penelitian-penelitian tersebut, pada penelitian ini diterapkan metode peramalan menggunakan analisis intervensi dengan dua variabel intervensi yaitu fungsi *pulse* dan fungsi *step* menggunakan model ARIMA untuk model sebelum terjadinya intervensi serta dilakukan pendeteksian *outlier*. Selain itu, pada penelitian ini dibahas penentuan model terbaik pada data harga saham menggunakan analisis intervensi multi *input* fungsi *pulse* dan fungsi *step* dengan deteksi *outlier*, serta penentuan hasil peramalan harga saham dengan menggunakan model intervensi multi *input* fungsi *pulse* dan fungsi *step* dengan deteksi *outlier*.

2. METODE

2.1 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Berdasarkan Aswi & Sukarna dalam bukunya yang berjudul 'Analisis Deret Waktu Teori dan Aplikasi', tahun 2006, model ARIMA adalah model ARMA(p, q) yang tidak stasioner dan perlu dilakukan pembedaan agar menjadi stasioner, dapat ditulis sebagai ARIMA(p, d, q) dengan persamaan sebagai berikut.

$$\theta_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B)\alpha_t \quad (1)$$

dengan $\theta_p(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p$, $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$, p = orde AR, q = orde MA, Y_t = data deret waktu ke- t , dan d = orde pembedaan.

2.2 Analisis Model Intervensi

Banyak faktor yang dapat mempengaruhi data deret waktu, misalnya faktor internal dan eksternal seperti perubahan kebijakan, wabah penyakit, dan kerusakan yang menyebabkan munculnya suatu intervensi atau guncangan sehingga mengakibatkan perubahan pola data deret waktu yang dapat dilihat pengaruhnya menggunakan metode analisis intervensi. Berikut adalah persamaan model intervensi:

$$K_t = \sum_{j=1}^k \frac{\omega_{sj}(B)B^{bj}}{\delta_{rj}(B)} I_{jt} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} \alpha_t \quad (2)$$

dengan $\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \dots - \omega_s B^s$ dan $\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \dots - \delta_r B^r$.

Keterangan:

K_t = variabel respon intervensi pada waktu ke- t

j = jumlah pengaruh intervensi dengan $j = 1, 2, 3, \dots, k$

b = waktu awal terjadinya pengaruh intervensi

s = lamanya pengaruh suatu intervensi pada data setelah waktu ke- b

r = pola intervensi yang terbentuk setelah orde b dan s

I_{jt} = variabel intervensi ke- j dengan waktu t yang bernilai 0 atau 1 bergantung pada ada tidaknya pengaruh intervensi

B = operator *backshift*

Orde intervensi (orde b, s, r) diperoleh dengan membuat plot residual sedangkan variable intervensi yang digunakan bergantung pada fungsi intervensi. Apabila digunakan fungsi *pulse* maka variable intervensi adalah

$$P_t^T = \begin{cases} 0 & , t \neq T \\ 1 & , t = T \end{cases} \quad (3)$$

dimana P_t^T akan bernilai 1 pada saat $t = T$ dan akan bernilai 0 pada saat $t \neq T$.

Sedangkan, jika digunakan fungsi step maka variabel intervensi yang digunakan adalah

$$S_t^T = \begin{cases} 1 & , t \geq T \\ 0 & , t < T \end{cases} \quad (4)$$

dimana S_t^T akan bernilai 1 pada saat $t \geq T$ dan akan bernilai 0 pada saat $t < T$.

2.3 Deteksi Outlier

Pendeteksian outlier perlu dilakukan karena outlier dapat mengubah karakteristik data dan membuat model memiliki galat yang besar sehingga tidak memenuhi uji normalitas. Terdapat empat macam jenis outlier, yaitu *Level Shift* (LS), *Temporary Change* (TC), *Innovational Outlier* (IO), dan *Additive Outlier* (AO) (Budiarti et al., 2013; Sa'adah et al., 2014; Agustianto et al., 2021; Fadliani et al., 2021). Namun, pada penelitian ini hanya dibahas dua jenis outlier, yaitu Additive Outlier (AO) dan Level Shift (LS).

2.3.1 Additive Outlier (AO)

Additive Outlier (AO) adalah outlier yang keberadaannya tidak berpengaruh terhadap pengamatan sebelum dan sesudah terjadinya outlier (Aulia & Atok, 2017; Al Mahkya dan Angraini, 2020), yang dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} R_t &= Z_t + \omega C_t^T \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \alpha_t + \omega C_t^T \end{aligned} \quad (5)$$

dengan Z_t adalah data yang tidak mengandung outlier dan diasumsikan seperti model ARMA, serta C_t^T adalah variabel pada waktu ke- T yang menyatakan ada tidaknya outlier, yang ditulis sebagai berikut:

$$C_t^T = \begin{cases} 0 & , t \neq T \\ 1 & , t = T \end{cases} \quad (6)$$

2.3.2 Level Shift (LS)

Level Shift (LS) adalah *outlier* yang dampak perubahannya secara tiba-tiba dan permanen dengan persamaan sebagai berikut (Budiarti et al., 2013):

$$R_t = Z_t + \frac{1}{(1-B)} \omega M_t^T \quad (7)$$

dengan kondisi M_t^T , yaitu

$$M_t^T = \begin{cases} 1 & , t \geq T \\ 0 & , t < T \end{cases} \quad (8)$$

2.4 Estimasi Parameter

Estimasi parameter merupakan suatu proses untuk menduga parameter dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood* karena metode ini sering memberikan hasil (penaksir) yang baik (Salwa et al., 2018). Cara kerja metode ini untuk mendapatkan nilai parameter adalah dengan memaksimalkan fungsi *likelihood*. Selanjutnya, untuk melihat apakah nilai estimasi parameter sudah layak digunakan dapat dilakukan uji signifikansi parameter dengan hasil apabila nilai *p-value* < 0, 05, maka parameter signifikan.

2.5 Uji White Noise, Uji Normalitas, dan Penentuan Model Terbaik

Uji *white noise* dilakukan untuk melihat ada tidaknya autokorelasi pada residual. Dengan keputusan jika nilai *p-value* > $\alpha = 0.05$, maka pada residual tidak terdapat autokorelasi. Sedangkan uji normalitas dilakukan untuk melihat apakah residual data berdistribusi normal atau tidak. Dengan keputusan jika nilai *p-value* > $\alpha = 0.05$, maka residual data berdistribusi normal. Dalam menentukan model terbaik dapat dilihat dari nilai *Akaike's Information Criteria* (AIC) terkecil dengan persamaan sebagai berikut:

$$AIC = \frac{2m}{n} + \ln \left(\sum_{t=1}^n \frac{\alpha_t^2}{n} \right) \quad (9)$$

dengan, m = banyaknya estimasi parameter dan n = banyaknya data.

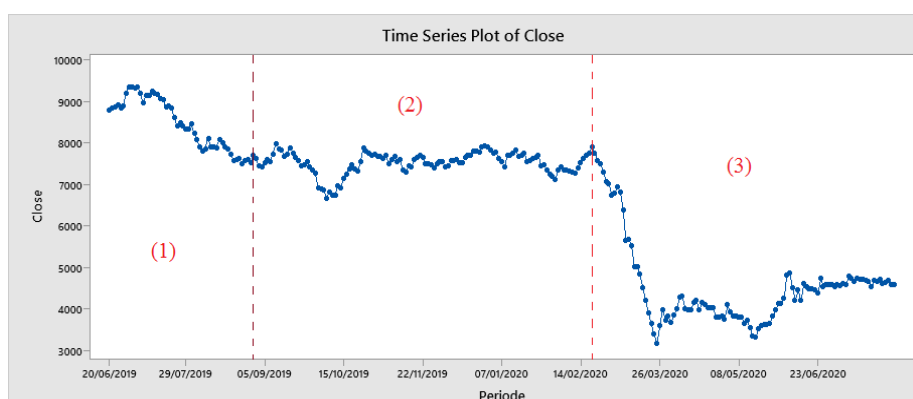
2.6 Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan adalah suatu kegiatan yang memiliki tujuan untuk menduga atau memperkirakan suatu peristiwa di masa yang akan datang, serta merupakan alat bantu dalam melakukan perencanaan yang efektif dan efisien (Mazrawanti et al., 2019).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini digunakan metode ARIMA dalam mengolah data sebelum terjadinya intervensi sehingga terbentuk orde intervensi (orde b, s, r). Berdasarkan orde intervensi ini akan dibentuk model intervensi multi *input* fungsi *pulse* dan fungsi *step* dengan pendeteksian *outlier*, kemudian akan dibuat peramalan. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data harga saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk pada periode 20 Juni 2019 - 30 Juli 2020. Selanjutnya, data tersebut dibagi menjadi tiga bagian (Gambar 1) karena diduga terdapat pengaruh intervensi, yaitu:

- (1) Bagian 1, data pada periode 20 Juni 2019 - 29 Agustus 2019 untuk data sebelum terjadinya intervensi pertama.
- (2) Bagian 2, data pada periode 30 Agustus 2019 - 19 Februari 2020 untuk data pada saat terjadinya intervensi pertama sampai dengan data sebelum terjadinya intervensi kedua.
- (3) Bagian 3, data pada periode 20 Februari 2020 - 30 Juli 2020 untuk data pada saat terjadinya intervensi kedua sampai dengan data akhir.



Gambar 1. Plot Pembagian Data Harga Saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk

Berdasarkan Gambar 1, intervensi pertama terjadi pada saat data ke-52 ($T = 52$), yaitu pada tanggal 30 Agustus 2019. Hal tersebut terjadi karena diadakannya Rapat Umum Pemegang Saham Luar Biasa (RUPS-LB). Namun, setelah beberapa minggu diadakannya rapat tersebut terjadi penurunan harga saham secara terus-menerus dalam jangka waktu yang sebentar diduga merupakan dampak dari RUPS-LB. Oleh karena itu, digunakan fungsi *pulse*.

Sedangkan, intervensi kedua terjadi pada saat data ke-172 ($T = 172$), yaitu pada tanggal 20 Februari 2020, yang disebabkan oleh diadakannya Rapat Umum Pemegang Saham Tahunan (RUPS-T). Sehingga, keesokan harinya setelah diadakan Rapat Umum Pemegang Saham Tahunan (RUPS-T) terjadi penurunan harga saham secara terus-menerus yang mengakibatkan perubahan harga saham dari sebelum terjadinya intervensi. Oleh karena itu, pada kasus intervensi ini dapat digunakan fungsi *step*.

Berikut ini dibahas mengenai data sebelum terjadinya intervensi, data pada saat terjadinya intervensi pertama dan kedua, serta deteksi *outlier*.

3.1 Data Sebelum Terjadinya Intervensi Pertama

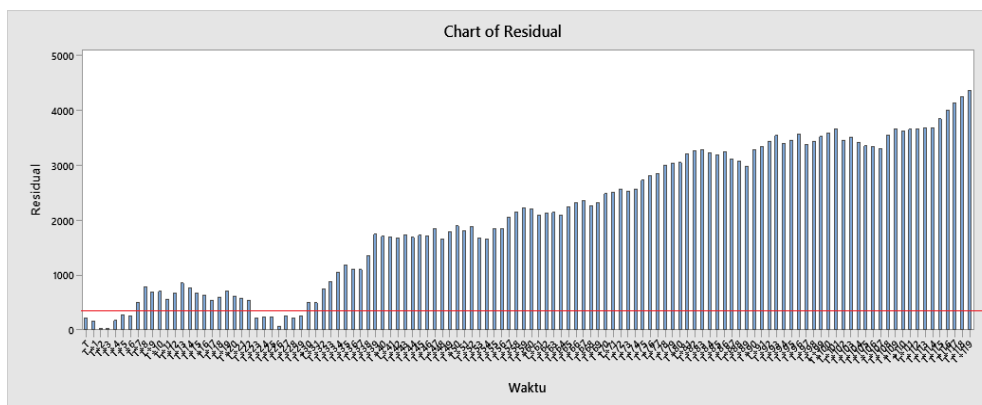
Pada tahap ini data diolah menggunakan metode ARIMA. Diperoleh 23 buah model ARIMA sementara, yaitu ARIMA (1,2,0), ARIMA ([1,2,3,5],2,1), ARIMA ([1,5],2,[5]), ARIMA (3,2,0), ARIMA ([5],2,1), ARIMA (0,2,[1,5]), ARIMA ([1,2,3,5],2,0), ARIMA ([1,5],2,1), ARIMA (1,2,[1,5]), ARIMA ([5],2,0), ARIMA (0,2,[5]), ARIMA (3,2,[1,5]), ARIMA ([1,5],2,0), ARIMA (1,2,[5]), ARIMA ([1,2,3,5],2,[1,5]), ARIMA (0,2,1), ARIMA (3,2,[5]), ARIMA ([5],2,[1,5]), ARIMA (1,2,1), ARIMA ([1,2,3,5],2,[5]), ARIMA ([1,5],2,[1,5]), ARIMA (3,2,1), dan ARIMA ([5],2,[5]).

Setelah diperoleh model ARIMA sementara, langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter. Kemudian dilakukan uji signifikansi parameter untuk mengetahui apakah parameter tersebut signifikan atau tidak, sehingga diperoleh 11 buah model ARIMA yang parameternya signifikan, yaitu ARIMA (1,2,0), ARIMA ([1,5],2,0), ARIMA (1,2,[5]), ARIMA (3,2,0), ARIMA (0,2,1), ARIMA (3,2,[5]), ARIMA ([1,2,3,5],2,0), ARIMA ([5],2,1), ARIMA ([5],2,[1,5]), ARIMA ([5],2,0), ARIMA (0,2,[5]). Model-model ARIMA tersebut signifikan karena nilai *p-value* masing-masing parameter kurang dari 0,05. Dilanjutkan dengan uji *white noise* dan diperoleh tujuh model ARIMA yang lulus uji, yaitu ARIMA ([1,2,3,5],2,0), ARIMA (0,2,[5]), ARIMA ([5],2,0), ARIMA (0,2,1), ARIMA ([5],2,1), ARIMA (3,2,[5]), dan ARIMA ([5],2,[1,5]). Setelah itu, dilakukan uji normalitas dan ketujuh model tersebut memenuhi uji normalitas. Karena terdapat tujuh model ARIMA yang memenuhi semua uji, yaitu uji signifikansi parameter, uji *white noise*, dan uji normalitas, maka model ARIMA terbaik dapat dilihat dari nilai AIC terkecil. Model ARIMA yang memiliki nilai AIC terkecil adalah model ARIMA (0,2,1) dengan nilai AIC sebesar 616,8133 dan persamaan sebagai berikut:

$$Y_t = \frac{1-0,92905(B)}{(1-B)^2} \alpha_t \quad (10)$$

3.2 Data Pada Saat Terjadinya Intervensi Pertama Sampai Dengan Data Sebelum Terjadinya Intervensi Kedua

Pada tahap ini akan dibuat model intervensi fungsi *pulse* menggunakan model ARIMA (0,2,1) dalam menentukan orde intervensi. Orde intervensi diperoleh dari mencari selisih antara data aktual dan hasil peramalan menggunakan model ARIMA (0,2,1) pada persamaan (10) dengan grafik pada Gambar 2. Berdasarkan grafik pada Gambar 2, orde intervensi (orde *b, s, r*) diperoleh dengan melihat nilai residual yang keluar dari batas signifikan. Sehingga diperoleh orde *b* = 7, ordes = 1, dan orde *r* = 1. Apabila orde tersebut tidak signifikan dapat digunakan beberapa orde intervensi, yaitu orde *b* = 8, *s* = 0, *r* = 1, orde *b* = 8, *s* = 0, *r* = 0, orde *b* = 9, *s* = 1, *r* = 1, orde *b* = 9, *s* = 1, *r* = 0, orde *b* = 10, *s* = 0, *r* = 1, orde *b* = 10, *s* = 0, *r* = 0, orde *b* = 11, *s* = 2, *r* = 1, orde *b* = 11, *s* = 2, *r* = 0, orde *b* = 12, *s* = 1, *r* = 1, orde *b* = 12, *s* = 1, *r* = 0, orde *b* = 13, *s* = 0, *r* = 1, orde *b* = 13, *s* = 0, *r* = 0, orde *b* = 7, *s* = 1, *r* = 0.



Gambar 2. Residual Model ARIMA (0,2,1)

3.2.1 Estimasi Parameter

Setelah diperoleh beberapa orde intervensi, langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter, dilanjutkan dengan uji signifikansi parameter. Diperoleh dua orde intervensi (orde b, s, r) yang parameternya signifikan, yaitu orde $b = 8, s = 0, r = 1$ dan orde $b = 8, s = 0, r = 0$. Orde intervensi tersebut signifikan karena nilai p -value masing-masing parameter kurang dari 0,05.

3.2.2 Uji White Noise, Uji Normalitas, dan Pemilihan Orde Intervensi Terbaik

Berdasarkan hasil uji *White Noise* diperoleh dua orde intervensi yang lulus uji, yaitu orde intervensi ($b = 8, s = 0, r = 1$) dan orde intervensi ($b = 8, s = 0, r = 0$). Setelah dilakukan uji normalitas, kedua orde tersebut memenuhi uji normalitas. Karena terdapat dua orde intervensi yang memenuhi semua uji, yaitu uji signifikansi parameter, uji *white noise*, dan uji normalitas, maka orde intervensi terbaik dapat dilihat dari nilai AIC terkecil yaitu orde intervensi $b = 8, s = 0, r = 1$ dengan nilai AIC sebesar 1991.557 dan persamaan sebagai berikut:

$$K_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} P_t^T + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} \alpha_t = \frac{281,8877 B^8}{1-0,8344(B)} P_t^T + \frac{1-0,9758(B)}{(1-B)^2} \alpha_t \quad (11)$$

dengan

$$P_t^T = \begin{cases} 0 & , t \neq 52 \\ 1 & , t = 52 \end{cases} \quad (12)$$

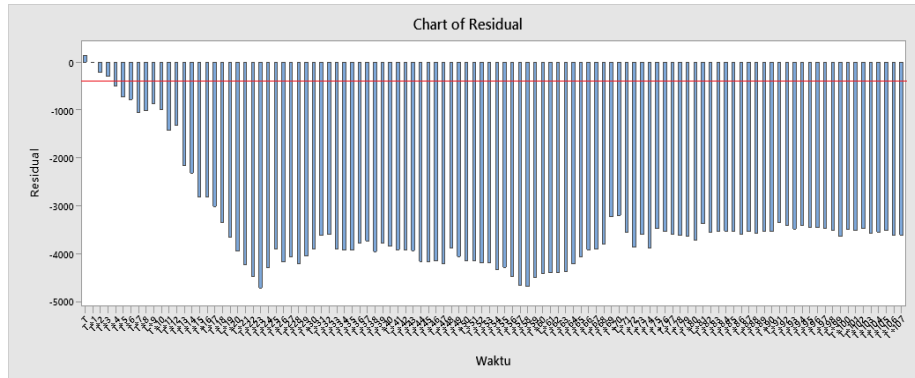
Selanjutnya akan dibuat peramalan dengan menggunakan model intervensi fungsi *pulse* pada persamaan (11).

3.3 Data Pada Saat Terjadinya Intervensi Kedua Sampai Dengan Data Akhir

Pada tahap ini akan dibuat model intervensi fungsi *step* menggunakan model intervensi fungsi *pulse* orde ($b = 8, s = 0, r = 1$) dalam menentukan orde intervensi. Orde intervensi fungsi *step* diperoleh dari mencari selisih antara data aktual dan hasil peramalan menggunakan model intervensi fungsi *pulse* (orde $b = 8, s = 0, r = 1$) pada persamaan (11) dengan grafik pada Gambar 3. Berdasarkan Gambar 3, orde intervensi (orde b, s, r) diperoleh dengan melihat nilai residual yang keluar dari batas signifikan. Sehingga diperoleh orde $b = 4$, orde $s = 3$, dan orde $r = 0$. Apabila orde tersebut tidak signifikan dapat digunakan beberapa orde intervensi, yaitu orde

$b = 5, s = 2, r = 0$, orde $b = 5, s = 2, r = 1$, orde $b = 6, s = 1, r = 0$, orde $b = 6, s = 1, r = 1$, orde $b = 7, s = 0, r = 0$, orde $b = 7, s = 0, r = 1$, orde b

= 8, $s = 0, r = 0$, orde $b = 8, s = 0, r = 1$, orde $b = 9, s = 3, r = 0$, orde $b = 9, s = 3, r = 1$, orde $b = 10, s = 2, r = 0$, orde $b = 10, s = 2, r = 1$, orde $b = 11, s = 0, r = 0$, orde $b = 11, s = 0, r = 1$, orde $b = 12, s = 3, r = 0$, orde $b = 12, s = 3, r = 1$, orde $b = 13, s = 2, r = 0$, orde $b = 13, s = 2, r = 1$, orde $b = 4, s = 3, r = 1$.



Gambar 3. Residual Model Intervensi Fungsi *Pulse*

Setelah diperoleh beberapa orde intervensi, langkah selanjutnya adalah estimasi parameter dan uji signifikansi parameter. Sehingga diperoleh satu orde intervensi (orde b, s, r) yang parameternya signifikan, yaitu orde $b = 11, s = 0, r = 1$. Orde intervensi tersebut signifikan karena nilai p -value masing-masing parameter kurang dari 0,05. Selanjutnya dilakukan uji *White Noise* dan diperoleh satu orde intervensi yang lulus uji, yaitu ($b = 11, s = 0, r = 1$). Kemudian dilakukan uji normalitas dimana orde tersebut tidak memenuhi uji normalitas karena nilai p -value $> \alpha = 0.05$. Sehingga perlu dilakukan deteksi *outlier*, karena keberadaan *outlier* dapat menyebabkan tidak terpenuhinya uji normalitas.

3.4 Deteksi Outlier

Apabila suatu data tidak memenuhi uji normalitas, dapat dilakukan pendeteksian *outlier* karena *outlier* dapat menyebabkan tidak terpenuhinya uji normalitas. Model intervensi fungsi *step* orde $b = 11, s = 0, r = 1$ tersebut tidak memenuhi uji normalitas maka dilakukan deteksi *outlier* dan terdeteksi sepuluh *outlier* yang ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Deteksi *Outlier* Model Intervensi Multi Input

Obs	Type <i>Outlier</i>	Nilai Estimasi	<i>P-Value</i>
241	<i>Level Shift</i>	586.41816	< 0.0001
184	<i>Additive Outlier</i>	-355.28017	< 0.0001
196	<i>Level Shift</i>	492.81224	< 0.0001
246	<i>Additive Outlier</i>	-339.99799	< 0.0001

197	<i>Additive Outlier</i>	338.57308	< 0.0001
244	<i>Additive Outlier</i>	-284.99743	< 0.0001
253	<i>Additive Outlier</i>	275.00144	< 0.0001
220	<i>Additive Outlier</i>	260.07499	0.0002
91	<i>Level Shift</i>	360.35255	0.0003
75	<i>Level Shift</i>	-337.84943	0.0008

Selanjutnya, *outlier* tersebut satu-persatu disubstitusikan ke dalam model hingga model tersebut memenuhi uji normalitas, uji signifikansi parameter, dan uji *white noise*. Model yang digunakan adalah model intervensi multi *input* fungsi *pulse* orde $b = 8$, $s = 0$, $r = 1$ dan fungsi *step* orde $b = 11$, $s = 0$, $r = 1$. Berdasarkan Tabel 2, terdapat delapan *outlier* yang memenuhi uji signifikansi parameter karena semua parameter memiliki nilai $p - value < \alpha = 0.05$.

Tabel 2. Hasil Estimasi Parameter dengan Penambahan Delapan *Outlier*

Parameter	Nilai Estimasi	P-Value	Tipe Outlier	Obs	Keterangan
ϑ_1	0.99660	< 0.0001	-	-	Signifikan
ω_{01}	280.02930	0.0181	-	-	Signifikan
δ_{11}	0.82846	0.0096	-	-	Signifikan
ω_{02}	-442.59539	< 0.0001	-	-	Signifikan
δ_{12}	0.87669	< 0.0001	-	-	Signifikan
ω_{03}	587.83547	< 0.0001	<i>Level Shift</i>	241	Signifikan
ω_{04}	-363.57496	< 0.0001	<i>Additive Outlier</i>	184	Signifikan
ω_{05}	517.93556	< 0.0001	<i>Level Shift</i>	196	Signifikan
ω_{06}	-339.99343	< 0.0001	<i>Additive outlier</i>	246	Signifikan
ω_{07}	339.32962	< 0.0001	<i>Additive outlier</i>	197	Signifikan
ω_{08}	-284.98839	0.0009	<i>Additive outlier</i>	244	Signifikan
ω_{09}	260.21128	0.0024	<i>Additive outlier</i>	220	Signifikan
ω_{010}	359.05601	0.0031	<i>Level Shift</i>	91	Signifikan

Kemudian dilakukan uji *white noise* dengan hasil disajikan pada Tabel 3. Berdasarkan Tabel 3, model intervensi multi *input* fungsi *pulse* dan fungsi *step* dengan penambahan delapan *outlier* telah memenuhi uji *white noise* karena nilai p -value dari masing-masing *lag* $> \alpha = 0.05$. Selanjutnya, dilakukan uji normalitas dan diperoleh nilai p -value sebesar $0.0853 > \alpha = 0.05$, sehingga memenuhi uji normalitas (data berdistribusi normal).

Tabel 3. Hasil Uji *White Noise* Orde Intervensi dan *Outlier*

Lag ke-	Nilai L	P-Value	Keterangan
6	6.21	0.2860	Signifikan
12	15.56	0.1581	Signifikan
18	18.59	0.3525	Signifikan
24	24.26	0.3895	Signifikan
30	28.16	0.5093	Signifikan

36	36.98	0.3778	Signifikan
42	45.79	0.2802	Signifikan
48	52.33	0.2747	Signifikan

Karena model intervensi multi *input* fungsi *pulse* dan fungsi *step* dengan penambahan delapan *outlier* memenuhi uji signifikansi parameter, uji *white noise*, dan uji normalitas maka diperoleh model sebagai berikut:

$$R_t = \frac{1}{(1-B)}\omega_{03}M_t^T + \omega_{04}C_t^T + \frac{1}{(1-B)}\omega_{05}M_t^T + \omega_{06}C_t^T + \omega_{07}C_t^T + \omega_{08}C_t^T + \omega_{09}C_t^T + \frac{1}{(1-B)}\omega_{010}M_t^T + \frac{\omega_{01}(B)^8}{1-\delta_{11}(B)}P_t^T + \frac{\omega_{02}(B)^{11}}{1-\delta_{12}(B)}S_t^T + \frac{1-\theta_0(B)}{(1-B)^2}\alpha_t$$

$$R_t = \frac{587.83547M_t^{241}}{(1-B)} - 363.57496C_t^{184} + \frac{517.93556M_t^{196}}{(1-B)} - 339.99343C_t^{246} + 339.32962C_t^{197} - 284.98839C_t^{244} + 260.21128C_t^{220} + 359.05601M_t^{91} + \frac{280.02930(B)^8}{1-0.82846(B)}P_t^{52} - \frac{442.59539(B)^{11}}{1-0.87669(B)}S_t^{172} + \frac{1-0.99660(B)}{(1-B)^2}\alpha_t$$

dengan $M_t^{(241,196,91)} = \begin{cases} 0 & , t < (241, 196, 91) \\ 1 & , t \geq (241, 196, 91) \end{cases}$, $S_t^{172} = \begin{cases} 0 & , t \neq 172 \\ 1 & , t = T172 \end{cases}$

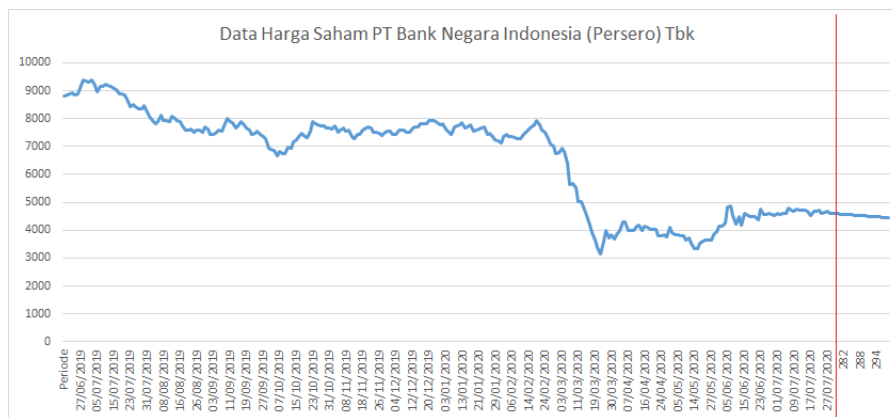
$C_t^{(184,246,197,244,220)} = \begin{cases} 0 & , t \neq (184, 246, 197, 244, 220) \\ 1 & , t = (184, 246, 197, 244, 220) \end{cases}$, dan $P_t^{52} = \begin{cases} 0 & , t \neq 52 \\ 1 & , t = 52 \end{cases}$

Selanjutnya akan dibuat peramalan untuk 20 hari yang akan datang dengan menggunakan model intervensi multi *input* fungsi *pulse* dan fungsi *step* dengan deteksi *outlier* menggunakan persamaan di atas. Hasil peramalan terdapat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Peramalan Menggunakan Model Intervensi Multi *Input* Fungsi *Pulse* dan Fungsi *Step* dengan Deteksi *Outlier*

Observasi	Hasil Peramalan	Standard Error	Data Aktual
280	4592.4342	122.4989	4440
281	4584.8685	173.5344	4560
282	4577.3030	212.8966	4630
283	4569.7375	246.2492	4640
284	4562.1722	275.7818	4620
285	4554.6070	302.6155	4620
286	4547.0419	327.4151	4780
287	4539.4768	350.6130	5152
288	4531.9118	372.5090	5075
289	4524.3469	393.3210	5000
290	4516.7820	413.2133	5050
291	4509.2171	432.3132	5050
292	4501.6523	450.7219	5100
293	4494.0875	468.5213	5275
294	4486.5227	485.7786	5325
295	4478.9580	502.5501	5300
296	4471.3933	518.8832	5250
297	4463.8286	534.8184	5100
298	4456.2639	550.3905	5175
299	4448.6992	565.6299	5225

Berdasarkan Tabel 4, hasil peramalan harga saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk berada pada kisaran Rp4.500,00, sedangkan data aktual dari harga saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk berada pada kisaran Rp4.500,00-Rp5.000,00. Grafik gabungan antara data harga saham pada periode 20 Juni 2019- 30 Juli 2020 dan hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 4. Berdasarkan Gambar 4, peramalan harga saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk berada pada kisaran Rp4.500,00 dan terus mengalami penurunan



Gambar 4. Data Gabungan antara Harga Saham Periode 20 Juni 2019-30 Juli 2020 dan Hasil Peramalan

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan dari pembahasan, dapat diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

- (1) Model terbaik pada data harga saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk menggunakan analisis intervensi multi input fungsi pulse dan fungsi step dengan deteksi outlier yaitu pada saat orde intervensi fungsi pulse ($b = 8; s = 0; r = 1$) dan orde intervensi fungsi step ($b = 11; s = 0; r = 1$) serta dengan penambahan delapan outlier dengan tipe outlier yaitu *Additive Outlier* dan *Level Shift* adalah:

$$R_t = \frac{587.83547M_t^{241}}{(1-B)} - 363.57496C_t^{184} + \frac{517.93556M_t^{196}}{(1-B)} - 339.99343C_t^{246} + 339.32962C_t^{197} - 284.98839C_t^{244} + 260.21128C_t^{220} + 359.05601M_t^{91} + \frac{280.02930(B)^8}{1-0.82846(B)}P_t^{52} - \frac{442.59539(B)^{11}}{1-0.87669(B)}S_t^{172} + \frac{1-0.99660(B)}{(1-B)^2}\alpha_t$$

- (2) Hasil peramalan harga saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk dengan menggunakan model intervensi multi input fungsi pulse ($b = 8; s = 0; r = 1$) dan fungsi step ($b = 11; s = 0; r = 1$) dengan penambahan delapan outlier dengan tipe outlier yaitu *Additive Outlier* dan *Level Shift* berada pada kisaran 4500 dan terus mengalami penurunan.

5. DAFTAR PUSTAKA

Agustianto, R., Purnamasari, I., & Suyitno, S. (2021). Analisis data ketinggian permukaan air Sungai Mahakam daerah Kutai Kartanegara tahun 2010-2016 menggunakan model

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dengan efek outlier. *Eksponensial*, 11(1), 39-46.

Al Mahkya, D., & Anggraini, D. (2020). Forecasting the number of passengers from Bakauheni Port during the Sunda Strait tsunami period using intervention analysis approach and outlier detection. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 537, 012009.1-012009.10.

Aulia, R. S., & Atok, R. M. (2017). Penentuan panjang optimal data deret waktu bebas outlier dengan menggunakan metode window time. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 6(1), D129-D136.

Budiarti L, Tarno, Warsito. B. (2013). Analisis intervensi dan deteksi outlier pada data wisatawan dosmetik. *Jurnal Gaussian*, 2(1), 39-48.

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*, 3(3), 293-302.

Fadliani, I., Purnamasari, I., & Wasono, W. (2021). Peramalan dengan metode SARIMA pada data inflasi dan identifikasi tipe outlier. *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, 9(2), 109-116.

Mazrawanti, Wahyuningsih, S., Hayati M. N. (2019). Analisis model intervensi fungsi step ganda untuk peramalan inasi Indonesia, *Jurnal Eksponensial*, 10(2), 119-126.

Sa'adah, A. F., Ispriyanti, D., & Suparti, S. (2014). Prediksi tinggi pasang air laut di Kota Semarang dengan menggunakan metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dan deteksi outlier. *Jurnal Gaussian*, 3(3), 273-282.

Salwa, N., Tatsara, N., Amalia, R., Zohra A. F. (2018). Peramalan harga bitcoin menggunakan metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), *Journal of Data Analysis*, 1(1), 21-31.

Wiri, L., & Tuaneh, G. L. (2019). Modelling the Nigeria crude oil prices using ARIMA, pre-intervention and post-intervention model. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 3(1), 1-12.