Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)
Volume 12, No. 1 (2023), hal 1 – 10.

PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN MODEL *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* DENGAN *INNOVATIONAL OUTLIER*

Theresia Resi Trydini, Helmi, Nur'ainul Miftahul Huda

INTISARI

Data harga saham adalah salah satu data deret waktu yang dapat diprediksi menggunakan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Harga saham berfluktuasi setiap harinya karena dipengaruhi oleh berbagai faktor. Data yang berfluktuasi secara ekstrim seringkali menimbulkan outlier sehingga deteksi outlier perlu dilakukan untuk mendapat analisis yang lebih baik. Pada analisis ini dilakukan deteksi outlier dengan prosedur iteratif pada model ARIMA. Data yang digunakan merupakan data harga saham PT. Aneka Tambang Tbk mulai dari 2 Januari 2020 hingga 6 Januari 2021. Tujuan dari analisis ini adalah melakukan pemodelan ARIMA dengan faktor outlier pada data harga saham serta memprediksi harga saham. Langkah awal proses analisis yaitu memodelkan ARIMA melalui data in-sample dan menentukan residual. Selanjutnya dilakukan deteksi outlier berdasarkan residual dengan prosedur iteratif. Kemudian outlier yang terdeteksi ditambahkan pada model ARIMA. Prosedur iteratif akan berhenti ketika $|\hat{\lambda}_T| < C$ *yang artinya tidak ada lagi outlier yang terdeteksi, dengan* $\hat{\lambda}_T$ *sebagai parameter deteksi outlier dan* C *adalah konstanta. Hasil dari analisis ini adalah model ARIMA (1,1,0) dengan penambahan 11 outlier tipe Innovational Outlier (IO). Berdasarkan analisis yang dilakukan dapat disimpulkan model ARIMA dengan penambahan 11 outlier adalah model peramalan terbaik dengan nilai AIC sebesar -4086,35 dan nilai MAPE sebesar 7,30%. Oleh karena itu, nilai harga saham PT Aneka Tambang Tbk untuk lima hari kedepan diprediksi menggunakan model ARIMA dengan IO.*

Kata Kunci : *ARIMA, outlier, innovational outlier*

PENDAHULUAN

Saham merupakan pembukuan berbagai macam sarana finansial yang merujuk pada kepemilikan seseorang dalam suatu perusahaan [1]. PT. Aneka Tambang Tbk merupakan salah satu perusahaan yang memasarkan sahamnya ke publik. Eksplorasi, penambangan, pengolahan dan pemasaran emas, perak, bauksit, feronikel, bijih nikel dam batubara merupakan bagian dari operasi penambangan perusahaan ini [2]. Harga saham pada hari ini dapat dipengaruhi oleh hari-hari sebelumnya. Data seperti ini termasuk data deret waktu karena data diambil dengan interval periode yang sama seperti harian, mingguan, bulanan dan tahunan [3]. Untuk mengetahui kemungkinan kerugian atau keuntungan yang akan terjadi, dapat dilakukan prediksi pada harga saham menggunakan metode deret waktu salah satunya menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

Pada tahun 1976, George Box dan Gwilym Jenkins mengembangkan model ARIMA untuk membuat prediksi jangka pendek berdasarkan variabel dependen masa lampau dan saat ini. Pengamatan deret waktu terkadang dipengaruhi oleh kejadian yang menimbulkan gangguan pada pola data yang membuat deret waktu tidak konsisten. Gangguan pada pola data ini umumnya dimaksudkan sebagai *outlier* [4]. Nilai data individual yang lebih besar atau lebih kecil dari nilai rata-rata dalam kumpulan data dikenal sebagai *outlier* [5]. Tipe *outlier* terbagi menjadi *Additive Outlier* (AO), *Innovational Outlier* (IO), *Level Shift* (LS) dan *Temporary Change* (TC) [6].

Pada tahun 2020 saat pandemi Covid-19 berlangsung, diduga terdapat *outlier* pada data harga saham PT. Aneka Tambang di tahun tersebut karena mengalami fluktuasi yang ekstrim sehingga mempengaruhi data harga saham di hari-hari berikutnya. Data *outlier* ini termasuk dalam tipe IO karena efeknya mempengaruhi waktu saat ini dan setelahnya. Keberadaan data *outlier* dapat menyebabkan kesalahan prediksi pada model data deret waktu. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah menggunakan model ARIMA untuk memodelkan dan memprediksi harga saham ketika terdapat *outlier* dengan tipe IO.

Data yang digunakan adalah data harga saham harian PT. Aneka Tambang Tbk mulai dari 2 Januari 2020 hingga 6 Januari 2021. Langkah penelitian dimulai dengan uji stasioneritas kemudian membentuk model ARIMA. Setelah itu dilakukan deteksi *outlier* menggunakan prosedur iteratif melalui residual model yang diperoleh. Tahap prosedur iteratif berhenti saat tidak ada lagi *outlier* yang terdeteksi. Tahap selanjutnya adalah estimasi parameter model dengan *outlier* untuk mengetahui signifikansi model dan kemudian dilakukan uji diagnostik kembali. Setelah melewati uji diagnostik maka diperoleh model ARIMA terbaik dengan penambahan faktor *outlier*. Prediksi nilai harga saham dengan model ARIMA merupakan langkah terakhir dari penelitian.

UJI STASIONERITAS

Stasioneritas deret pengamatan merupakan asumsi penting dalam analisis deret waktu agar menghasilkan model yang baik untuk digunakan. Stasioneritas terbagi menjadi stasioneritas dalam rata-rata dan stasioneritas dalam varians [4]. Uji stasioneritas pada varians dilakukan menggunakan transformasi *Box-Cox*. Pada Tabel 1 diberikan nilai λ dengan transformasi yang bersesuaian [4].

Tabel 1. Nilai λ pada Transformasi *Box-Cox*

λ	1	0.5	0	-0.5	-1
Transformasi	Y_t	$\sqrt{Y_t}$	$\ln(Y_t)$	$1/\sqrt{Y_t}$	$1/Y_t$

Transformasi *Box-Cox* dilakukan untuk mengetahui nilai λ pada data dan kemudian ditransformasi sesuai dengan rumus transformasi yang telah diketahui yaitu [7]:

$$T[Y_t] = \begin{cases} \dfrac{Y_t^{\lambda} - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln Y_t, & \lambda = 0 \end{cases}$$

$T[Y_t]$ adalah fungsi transformasi, Y_t merupakan pengamatan pada waktu ke t dan λ sebagai nilai parameter transformasi. Kemudian stasioneritas pada rata-rata dilihat dengan uji *Augmented Dickey Fuller Test* (ADF) atau uji akar unit. Berikut adalah persamaan ADF:

$$\Delta Y_t = \mu + \rho Y_{t-1} + \sum_{j=1}^{k} \lambda_j \Delta Y_{t-j} + \varepsilon_t$$

$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$, μ merupakan konstanta, ρ merupakan parameter estimasi dan ε_t merupakan residual pada waktu ke t.

MODEL *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (ARIMA)

Model ARIMA (p, d, q) adalah penggabungan dari model AR(p) dan MA(q) dengan pola deret waktu yang memerlukan proses diferensiasi orde d. Berikut merupakan persamaan ARIMA (p, d, q) [4]:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \tag{1}$$

dengan,

$\phi_p(B)$: koefisien AR(p) $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p)$
$\theta_q(B)$: koefisien MA(q) $(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q)$
$(1 - B)^d$: diferensiasi orde d
B : operator *Backward shift*
ε_t : nilai *error* pada waktu ke-t.

***INNOVATIONAL OUTLIER* (IO)**

Pada pendahuluan telah disebutkan terdapat 4 tipe *outlier* yaitu tipe AO, IO, LS dan TC. Tipe AO adalah tipe *outlier* yang efeknya mempengaruhi waktu ke-T. Sedangkan tipe IO, LS dan TC adalah tipe *outlier* yang efeknya mengikuti proses ARMA. Bentuk umum dari model ARMA dengan penambahan IO adalah [4]:

$$\begin{aligned} Y_t &= u_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)}\omega I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)}\left(\varepsilon_t + \omega I_t^{(T)}\right) \end{aligned} \quad (2)$$

untuk,

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

Berdasarkan Persamaan (2), dapat diketahui IO mempengaruhi semua pengamatan $Y_T, Y_{T+1}, \ldots$ melebihi waktu T yang dijelaskan melalui $\frac{\theta(B)}{\phi(B)}$. Secara umum sebuah data deret waktu mungkin mempunyai lebih dari satu *outlier*, misalkan k adalah jenis *outlier* yang berbeda, maka persamaan umum *outlier* adalah sebagai berikut:

$$Y_t = \sum_{j=1}^{k} \omega_j v_j(B) I_t^{(T)} + u_t$$

untuk $u_t = \left(\frac{\theta(B)}{\phi(B)}\right)\varepsilon_t$, $v_j(B) = 1$ untuk AO dan $v_j(B) = \frac{\theta(B)}{\phi(B)}$ untuk IO pada waktu $t = T_j$.

DETEKSI *OUTLIER* DENGAN PROSEDUR ITERATIF

Prosedur pendeteksian secara iteratif berguna untuk mengatasi situasi ketika jumlah IO yang tidak diketahui mungkin ada. Langkah pertama, asumsikan model Y_t tidak mempunyai *outlier*. Hitung residual dari estimasi model, yaitu

$$\begin{aligned} \hat{e}_t &= \hat{\pi}(B) Y_t \\ &= \frac{\hat{\phi}(B)}{\hat{\theta}(B)} Y_t \end{aligned}$$

Dengan $\hat{\phi}_p(B) = \left(1 - \hat{\phi}_1 B - \cdots - \hat{\phi}_p B^p\right)$ dan $\hat{\theta}_q(B) = \left(1 - \hat{\theta}_1 B - \cdots - \hat{\theta}_q B^q\right)$. Misalkan,

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \hat{e}_t^2$$

merupakan estimasi awal dari σ_ε^2.

Langkah kedua, hitung $\hat{\lambda}_T = \frac{\hat{\omega}_{IT}}{\sigma_\varepsilon}$ dengan $\hat{\lambda}$ sebagai parameter deteksi *outlier* dan T menunjukkan waktu ketika nilai maksimum terjadi. Jika $\left|\hat{\lambda}_T\right| > C$, dengan C merupakan konstanta positif yang umumnya bernilai antara 3 atau 4, maka terdapat sebuah IO pada waktu ke T dengan efeknya yaitu $\hat{\omega}_{IT}$. Efek IO ini dapat dihilangkan dengan modifikasi data menggunakan Persamaan (2) yaitu:

$$\tilde{Z} = Z_t - \frac{\hat{\theta}(B)}{\hat{\phi}(B)}\hat{\omega}_{IT} I_t^{(T)}$$

Kemudian hitung residual yang baru sebagai berikut:

$$\tilde{e}_t = \hat{e}_t - \hat{\omega}_{IT} I_t^{(T)}$$

Estimasi untuk $\tilde{\sigma}_\varepsilon^2$ dihitung melalui residual yang telah dimodifikasi.

Langkah ketiga, hitung ulang $\hat{\lambda}_T$ berdasarkan nilai residual yang telah dimodifikasi dan $\tilde{\sigma}_\varepsilon^2$, kemudian ulangi langkah kedua hingga semua *outlier* diidentifikasi. Estimasi awal pada $\pi(B)$ tetap tidak berubah.

Pada langkah keempat, misalkan langkah ketiga dihentikan dan k *outlier* telah diidentifikasi secara tentatif pada waktu $T_1, T_2, \ldots$, dan T_k. Asumsikan waktu tersebut telah diketahui, dan estimasikan parameter *outlier* $\omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_k$ dan parameter deret waktu secara bersamaan menggunakan persamaan berikut:

$$Y_t = \sum_{j=1}^{k} \omega_j v_j(B)\, I_t^{(T_j)} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \varepsilon_t$$

dengan $v_j(B) = \frac{\theta(B)}{\phi(B)}$ untuk IO saat $t = T_j$. Hasil ini mengarah pada residual baru yaitu:

$$\hat{e}_t^{(1)} = \hat{\pi}^{(1)}(B) \left[Y_t - \sum_{j=1}^{k} \hat{\omega}_j \hat{v}_j\,(B) I_t^{(T_j)} \right]$$

Estimasi yang diperbaiki dari σ_ε^2 kemudian dapat dihitung.

Langkah kedua sampai dengan langkah keempat diulangi hingga semua *outlier* diketahui dan estimasikan dampaknya secara bersamaan. Sehingga didapat model *outlier* yang sesuai yaitu:

$$Y_t = \sum_{j=1}^{k} \hat{\omega}_j \hat{v}_j\,(B) I_t^{(T_j)} + \frac{\hat{\theta}(B)}{\hat{\phi}(B)} \varepsilon_t \tag{3}$$

dengan $\hat{\omega}_j$, $\hat{\phi}(B) = \left(1 - \hat{\phi}_1 B - \cdots - \hat{\phi}_p B^p\right)$ dan $\hat{\theta}(B) = \left(1 - \hat{\theta}_1 B - \cdots - \hat{\theta}_q B^q\right)$ diperoleh pada iterasi terakhir [4].

AKURASI PERAMALAN

Hasil peramalan dapat dievaluasi dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menggunakan persamaan sebagai berikut [4]:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \left| \frac{\hat{Y}_t - Y_t}{Y_t} \right|}{n} \times 100\% \tag{4}$$

dengan Y_t sebagai nilai data aktual, $\hat{Y}_t$ sebagai nilai data prediksi dan n adalah jumlah pengamatan. Pada Tabel 2 diberikan kriteria keputusan MAPE yang menunjukkan keakuratan peramalan model.

Tabel 2. Standar Keputusan MAPE

Persentase	< 10%	10% - 20%	20% - 50%	> 50%
Keputusan	Sangat Baik	Baik	Cukup Baik	Tidak Baik

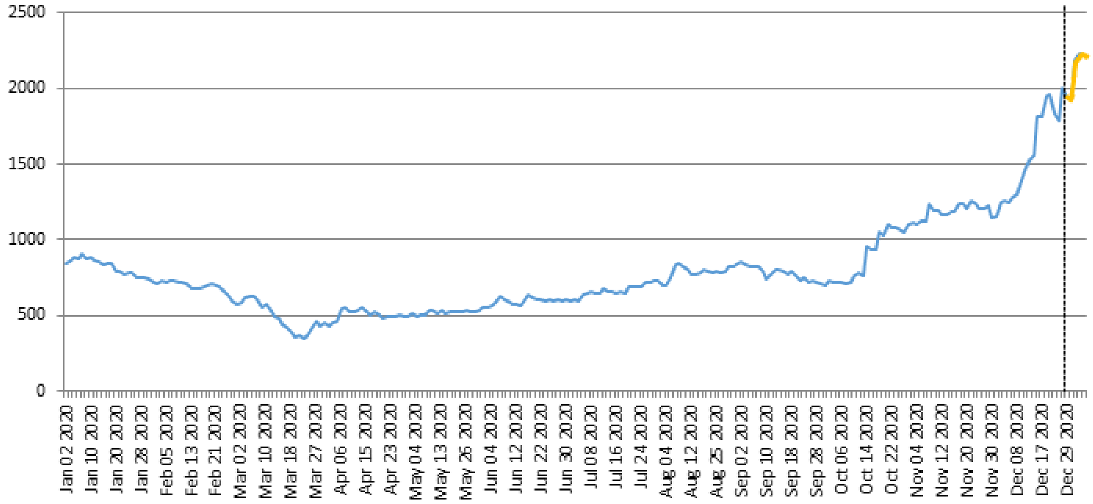
STUDI KASUS

Data dalam penelitian ini diambil dari situs web *Yahoo Finance* mulai dari 2 Januari 2020 hingga 6 Januari 2021 [8]. Banyaknya data adalah 245 sampel dengan data *in-sample* sebanyak 240 dan *out-sample* sebanyak 5 sampel. Berikut diberikan deskriptif statistik dari data harga PT. Aneka Tambang Tbk dalam bentuk Rupiah pada Tabel 3.

Tabel 3. Statistik Deskriptif Harga Saham PT. Aneka Tambang Tbk

Variabel	Rataan	Min	Max	Std. Deviasi	Varians
Harga Saham (Y_t)	782,2	348	2000	304,38	92.648,81

Melalui Tabel 3, diketahui nilai minimum dan nilai maksimum berbeda cukup jauh dari nilai rataan. Nilai standar deviasi yang cukup besar menjelaskan banyaknya data yang jauh dari nilai rataan sehingga menimbulkan dugaan adanya *outlier*. Plot data diberikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot Data Harga Saham PT. Aneka Tambang Tbk

Melalui Gambar 1, data *in-sample* ditandai dengan garis grafik berwarna biru dan data *out-sample* ditandai dengan garis grafik berwarna kuning. Terdapat dugaan data harga saham PT. Aneka Tambang Tbk belum stasioner dalam varians dan rata-rata karena data tidak berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata, maka perlu dilakukan uji stasioneritas.

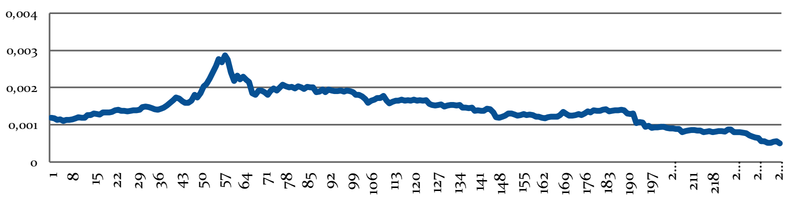
PEMBENTUKAN MODEL ARIMA

Kestasioneran pada varians diuji menggunakan metode transformasi *Box-Cox*. Melalui proses transformasi *Box-Cox* pada variabel harga saham PT. Aneka Tambang Tbk, diperoleh λ yaitu -1,00. Oleh karena itu jenis transformasi yang digunakan berdasarkan Tabel 1 adalah $\frac{1}{Y_t}$. Setelah dilakukan proses transformasi, data menjadi stasioner dalam varians karena λ telah bernilai 1. Selanjutnya dilakukan uji stasioneritas pada rata-rata melalui uji ADF. Hasil uji ADF dapat dilihat pada Tabel 4.

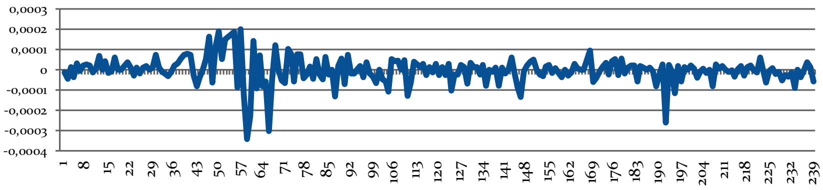
Tabel 4. Hasil Uji ADF Data Harga Saham PT. Aneka Tambang Tbk

Uji ADF	Nilai	
	Sebelum Diferensiasi	**Diferensiasi Pertama**
Statistik Uji ADF	-2,4835	-5,1295
p-value	0,3725	0,01

Melalui Tabel 4 terlihat bahwa nilai Statistik uji ADF sebelum diferensiasi > nilai kritis 5% dan nilai *p-value* > 0,05, maka kesimpulannya terima H_0 yang berarti data tidak stasioner dalam rata-rata. Setelah diferensiasi pertama dapat dilihat bahwa *p-value* < 0,05. Oleh karena itu data telah stasioner dalam rata-rata. Grafik hasil transformasi dan diferensiasi pertama diberikan pada Gambar 2.



(a)

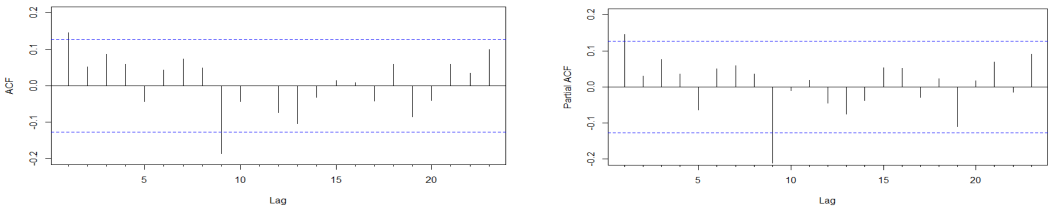


(b)

Gambar 2. Plot Data Hasil (a) Transformasi $\frac{1}{Y_t}$ dan (b) Diferensiasi

Pada Gambar 2 (a) menunjukkan grafik data harga saham PT. Aneka Tambang Tbk yang telah ditransformasi dengan $\frac{1}{Y_t}$. Setelah melalui proses diferensiasi pada Gambar 2 (b), dapat dilihat data sudah berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata.

Langkah berikutnya adalah mengidentifikasi orde *p* dan orde *q*. Identifikasi orde dilakukan dengan menghitung nilai dari ACF dan PACF pada data hasil diferensiasi. Nilai tersebut diberikan pada plot ACF dan PACF pada Gambar 3.



(a) (b)

Gambar 3. Plot (a) ACF dan (b) PACF

Pada Gambar 3 (a) diketahui bahwa plot ACF signifikan di *lag* 1 karena melewati garis Bartlett dan menurun menuju ke nol setelah *lag* pertama. Pada Gambar 3 (b) plot PACF juga terlihat signifikan pada *lag* 1 dan menurun menuju ke nol setelah *lag* pertama. Dalam memilih model diperlukan prinsip *parsimony* (kesederhanaan) yaitu model yang digunakan harus membutuhkan jumlah parameter terkecil yang memadai mewakili deret waktu. Oleh karena itu *lag* 9 tidak digunakan dalam menentukan orde model meskipun signifikan. Sehingga dugaan model yang layak dalam studi kasus ini adalah ARIMA (1, 1, 0), ARIMA (0, 1, 1) dan ARIMA (1, 1, 1). Kemudian dilakukan estimasi pada parameter. Jika seluruh parameter memiliki nilai *p-value* < taraf signifikan (5%) maka estimasi parameter model ARIMA dinyatakan signifikan. Estimasi parameter diberikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Estimasi Model ARIMA

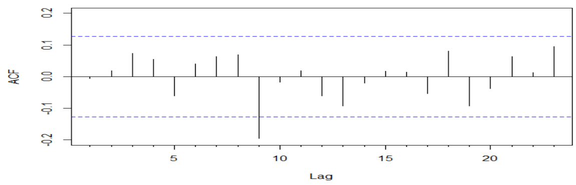
Model	**Parameter**	**Estimasi**	***P-value***	**AIC**
ARIMA(1,1,0)	ϕ_1	0,1472	0,0214	**-3928,70**
ARIMA(0,1,1)	θ_1	0,1397	0,0254	-3928,38
ARIMA(1,1,1)	ϕ_1	0,6097	0,0369	-3927,64
	θ_1	-0,4821	0,1357	

Berdasarkan Tabel 5 dapat diketahui bahwa model terbaik ARIMA untuk peramalan harga saham Antam yaitu ARIMA (1,1,0) dengan *p-value* sebesar 0,0214 serta nilai AIC yang terkecil yaitu -3928,70. Melalui Persamaan (1), model dari ARIMA (1,1,0) yang terbentuk adalah sebagai berikut:

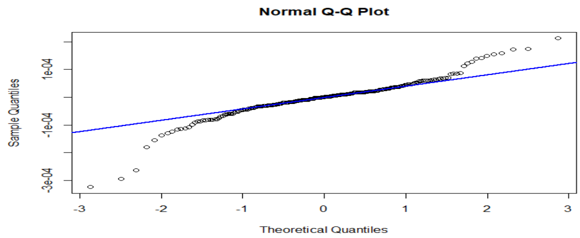
$$Z_t \quad = \quad Z_{t-1} + 0{,}1472(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \varepsilon_t$$

dengan $Z_t = \frac{1}{Y_t}$

Setelah itu dilakukan uji diagnostik pada residual model yang terdiri dari uji normalitas dan autokorelasi. Tujuan uji diagnostik adalah memastikan bahwa hasil penelitian tidak bias, konsisten serta memiliki ketepatan dalam estimasi. Pada Gambar 4 diberikan plot uji diagnostik.



(a)



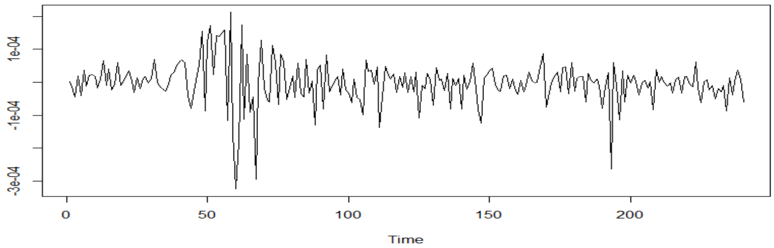
(b)

Gambar 4. Plot (a) Autokorelasi dan (b) Normalitas Residual

Melalui Gambar 4 (a) dapat diketahui terdapat *lag* yang melewati garis Bartlett. Hal tersebut menunjukan bahwa terdapat autokorelasi pada residual. Melalui Gambar 4 (b) dapat dilihat residual berada di sekitar garis dan mengikuti sebaran normal. Hal tersebut menunjukkan bahwa residual berdistribusi normal. Uji autokorelasi yang tidak terpenuhi membuat dugaan terdapat *outlier* dalam data harga saham sehingga pendeteksian *outlier* perlu dilakukan.

DETEKSI *OUTLIER*

Melalui residual model ARIMA terbaik, deteksi *outlier* dilakukan untuk mengetahui keberadaan *outlier*. Plot residual model ARIMA (1,1,0) diberikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot Residual model ARIMA (1,1,0)

Pada Gambar 5 dapat dilihat residual memiliki fluktuasi yang ekstrim sehingga dapat diasumsikan bahwa data mengandung *outlier*. Pada penelitian ini deteksi *outlier* dilakukan dengan prosedur iteratif. Prosedur iteratif dirancang untuk mendeteksi keberadaan *outlier* serta mengidentifikasi jenis atau tipe *outlier* secara simultan. Proses iterasi akan berhenti ketika tidak lagi terdeteksi adanya *outlier*. Berdasarkan Persamaan (3), berikut merupakan model yang terbentuk melalui proses pendeteksian *outlier* menggunakan prosedur iteratif:

1. Model ARIMA (1,1,0) tanpa faktor *outlier*:

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \varepsilon_t \tag{5}$$

dengan $Z_t = \frac{1}{Y_t}$

Terdapat 4 *outlier* yang terdeteksi saat iterasi pertama, yaitu pada waktu ke 58, 60, 67, dan 193. Kemudian *outlier* tersebut ditambahkan ke model ARIMA (1,1,0) yang ditandai menggunakan warna biru.

2. Model ARIMA (1,1,0) dengan faktor *outlier* pada iterasi 1:

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \varepsilon_t + \omega_1 I_t^{(58)} + \omega_2 I_t^{(60)} + \omega_3 I_t^{(67)} + \omega_4 I_t^{(193)} \quad (6)$$

Pada iterasi kedua terdapat 1 *outlier* terdeteksi yaitu pada waktu ke 61 yang kemudian ditambahkan pada Persamaan (6).

3. Model ARIMA (1,1,0) dengan faktor *outlier* pada iterasi 2:

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \varepsilon_t + \omega_1 I_t^{(58)} + \omega_2 I_t^{(60)} + \omega_3 I_t^{(67)} + \omega_4 I_t^{(193)} + \omega_5 I_t^{(61)} \quad (7)$$

Pada iterasi ketiga terdeteksi 2 *outlier* yaitu pada waktu ke 51 dan 56. Selanjutnya *outlier* tersebut ditambahkan pada Persamaan (7).

4. Model ARIMA (1,1,0) dengan faktor *outlier* pada iterasi 3:

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \varepsilon_t + \omega_1 I_t^{(58)} + \omega_2 I_t^{(60)} + \omega_3 I_t^{(67)} + \omega_4 I_t^{(193)} + \omega_5 I_t^{(61)} + \omega_6 I_t^{(51)} + \omega_7 I_t^{(56)} \quad (8)$$

Pada iterasi keempat terdapat 2 *outlier* yang terdeteksi yaitu pada waktu ke 54 dan 55. Selanjutnya *outlier* tersebut ditambahkan pada Persamaan (8).

5. Model ARIMA (1,1,0) dengan faktor *outlier* pada iterasi 4:

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \varepsilon_t + \omega_1 I_t^{(58)} + \omega_2 I_t^{(60)} + \omega_3 I_t^{(67)} + \omega_4 I_t^{(193)} + \omega_5 I_t^{(61)} + \omega_6 I_t^{(51)} + \omega_7 I_t^{(56)} + \omega_8 I_t^{(54)} + \omega_9 I_t^{(55)} \quad (9)$$

Melalui iterasi kelima terdapat 1 *outlier* yang terdeteksi yaitu pada waktu ke 48. Selanjutnya *outlier* tersebut ditambahkan pada Persamaan (9).

6. Model ARIMA (1,1,0) dengan faktor *outlier* pada iterasi 5:

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \varepsilon_t + \omega_1 I_t^{(58)} + \omega_2 I_t^{(60)} + \omega_3 I_t^{(67)} + \omega_4 I_t^{(193)} + \omega_5 I_t^{(61)} + \omega_6 I_t^{(51)} + \omega_7 I_t^{(56)} + \omega_8 I_t^{(54)} + \omega_9 I_t^{(55)} + \omega_{10} I_t^{(48)} \quad (10)$$

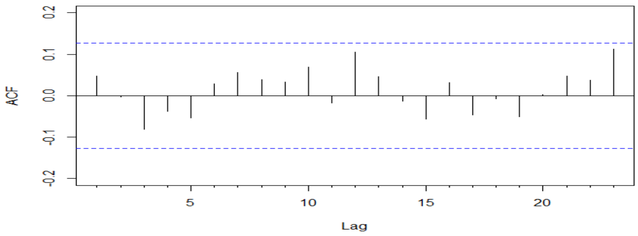
Melalui iterasi keenam terdeteksi 1 *outlier* yaitu pada waktu ke 53. Selanjutnya *outlier* tersebut ditambahkan pada Persamaan (10).

7. Model ARIMA (1,1,0) dengan faktor *outlier* pada iterasi 6:

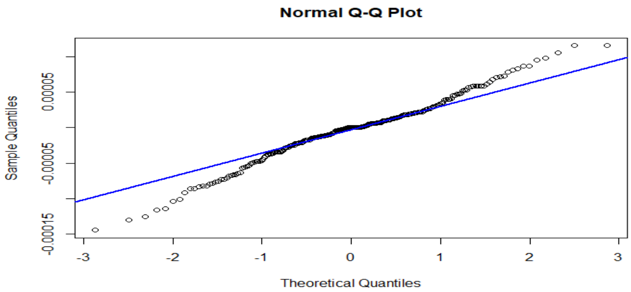
Terdapat satu *outlier* terdeteksi pada waktu ke 53.

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \varepsilon_t + \omega_1 I_t^{(58)} + \omega_2 I_t^{(60)} + \omega_3 I_t^{(67)} + \omega_4 I_t^{(193)} + \omega_5 I_t^{(61)} + \omega_6 I_t^{(51)} + \omega_7 I_t^{(56)} + \omega_8 I_t^{(54)} + \omega_9 I_t^{(55)} + \omega_{10} I_t^{(48)} + \omega_{11} I_t^{(53)} \quad (11)$$

Setelah model ARIMA dengan faktor *outlier* pada iterasi keenam terbentuk, kemudian dilakukan deteksi *outlier* iterasi ketujuh. Pada iterasi ketujuh tidak lagi terdeteksi adanya *outlier*. Dengan demikian melalui prosedur iteratif, banyaknya iterasi yang dilakukan untuk mendeteksi *outlier* adalah sebanyak 6 kali. Sedangkan banyaknya *outlier* yang terdeteksi adalah 11 *outlier*. Selanjutnya dilakukan uji diagnostik pada model ARIMA (1,1,0) dengan 11 *outlier*. Berikut diberikan plot uji autokorelasi dan normalitas residual pada Gambar 6.



(a)



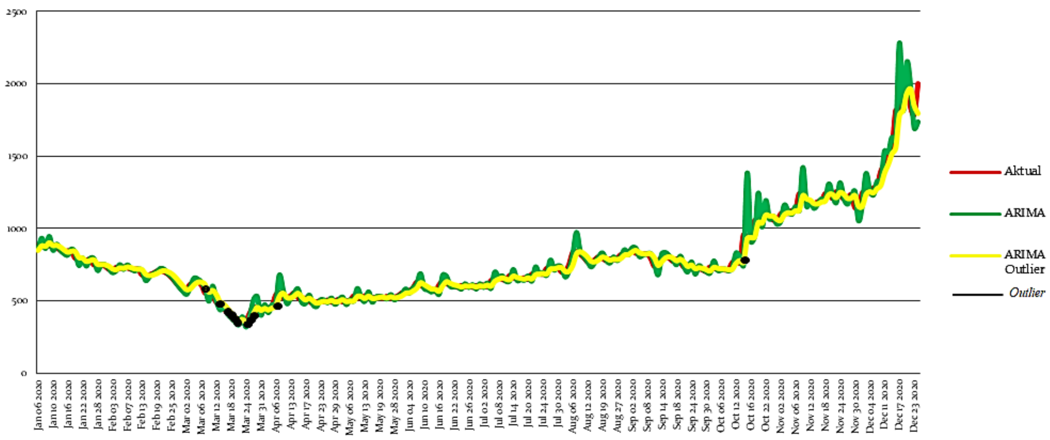
(b)

Gambar 6. Plot (a) Autokorelasi dan (b) Normalitas Residual

Melalui Gambar 6 (a) dan (b), dapat diketahui bahwa residual sudah tidak mempunyai autokorelasi dan berdistribusi normal. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan faktor *outlier* pada model ARIMA (1,1,0) bisa mengatasi adanya autokorelasi pada residual, sehingga model ARIMA (1,1,0) dengan faktor *outlier* layak untuk digunakan.

PREDIKSI

Perbandingan antara data aktual, data estimasi model ARIMA (1,1,0) tanpa *outlier* dan data estimasi model ARIMA (1,1,0) dengan faktor *outlier* pada data *in-sample* harga saham diberikan dalam bentuk plot pada Gambar 7.



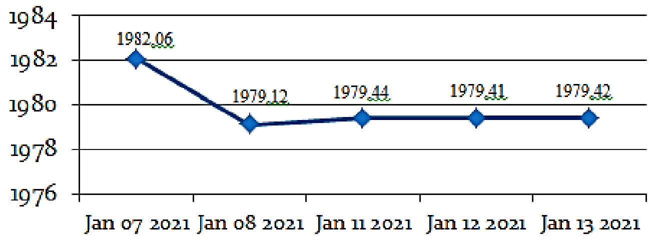
Gambar 7. Perbandingan Data Aktual dan Estimasi

Pada Gambar 7 terlihat adanya perbedaan pergerakan pola data ARIMA tanpa *outlier* dan ARIMA dengan faktor *outlier*. Penambahan 11 *outlier* dilihat dengan tanda titik hitam yang telah diberikan. Melalui Persamaan (4), diberikan perbandingan nilai MAPE antara model ARIMA tanpa *outlier* dan model ARIMA dengan *outlier* pada Tabel 7.

Tabel 7. Persentase MAPE ARIMA tanpa *Outlier* dan dengan *Outlier*

	ARIMA(1,1,0) tanpa *outlier*		**ARIMA (1,1,0) dengan *outlier***	
Nilai MAPE	*In-sample*	*Out-sample*	*In-sample*	*Out-sample*
	4,73%	14,71%	2,87%	7,3%

Melalui Tabel 7, diketahui persentase MAPE pada ARIMA (1,1,0) dengan *outlier* lebih kecil daripada ARIMA (1,1,0) tanpa *outlier*. Sehingga ARIMA (1,1,0) dengan penambahan *outlier* menjadi model terbaik dalam peramalan harga saham PT. Aneka Tambang Tbk. Berikut diberikan prediksi harga saham PT. Aneka Tambang Tbk pada Gambar 8.



Gambar 8. Plot Prediksi Harga Saham PT. Aneka Tambang Tbk

Pada Gambar 8 dapat dilihat bahwa hasil prediksi mengalami penurunan pada periode kedua. Kemudian hasil prediksi pada periode ketiga dan selanjutnya tidak mengalami banyak perubahan.

PENUTUP

Berdasarkan hasil pembahasan diperoleh model ARIMA orde (1,1,0) yang kemudian residualnya digunakan untuk mendeteksi *outlier* dengan prosedur iteratif. Melalui deteksi *outlier* diperoleh 11 *outlier* tipe *Innovational Outlier* (IO) dengan enam kali iterasi yaitu pada waktu ke 48, 51, 53, 54, 55, 56, 58, 60, 61, 67 dan 193. Model ARIMA (1,1,0) yang mengalami penambahan 11 *outlier* adalah model terbaik dengan nilai AIC sebesar -4086,35. Nilai MAPE yang diperoleh pada data *out-sample* adalah 7,30%, artinya ARIMA (1,1,0) dengan penambahan 11 *outlier* merupakan model yang mempunyai keakuratan hasil peramalan dengan sangat baik. Prediksi harga saham PT. Aneka Tambang Tbk lima periode kedepan berturut-turut yaitu 1982,06; 1979,12; 1979,44; 1979,41 dan 1979,42.

DAFTAR PUSTAKA

[1]. Suad H. *Manajemen Keuangan*. Yogyakarta: BBFE; 2008.

[2]. Sinay LJ, Tihurua FRN, Rahakbauw DL. Analisis Harga Saham PT. Aneka Tambang Tbk Berdasarkan Harga Emas dan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Menggunakan Model *Autoregressive Distributed Lag. Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. 2018; 12(1):53-62.

[3]. Gujarati D, Porter DC. *Dasar-Dasar Ekonometrika*. Jakarta: Salemba Empat; 2012.

[4]. Wei WWS. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Editio*n. United State of America: Addison-Wesley Publishing Company; 2006.

[5]. Kleinbaum DG, Kupper LL, Nizam A, Rosenberg ES. *Applied Regression Analysis And Other Multivariable Methods*. United State of America: Cengange Learning; 2013.

[6]. Tsay RS. *Outliers, Level Shifts, and Variance Changes in Time Series*. *Journal of Forecasting*. 1988;7(1):1-20.

[7]. Cryer JD, Chan KS. *Time Series Analysis with Applications in R Second Edition.* New York: Springer Science-Business Media, LLC; 2008.

[8]. Yahoo Finance. Historical Price Aneka Tambang [Internet]. 2021 [cited 2021 Nov 10]. Available from: https://finance.yahoo.com

THERESIA RESI TRYDINI : Jurusan Matematika FMIPA Untan, Pontianak
theresia.resi.trydini@student.untan.ac.id

HELMI : Jurusan Matematika FMIPA Untan, Pontianak
helmi@math.untan.ac.id

NUR’AINUL MIFTAHUL HUDA : Jurusan Matematika FMIPA Untan, Pontianak
nur’ainul@fmipa.untan.ac.id