

PERBANDINGAN PERAMALAN HARGA SAHAM PT BANK CENTRAL ASIA TBK MENGGUNAKAN MODEL ARIMA DAN HIBRIDA TSR-ARIMA

Rizki Rahmawati¹, Etik Zukhronah^{2*}, Winita Sulandari³

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

*e-mail: etikzukhronah@staff.uns.ac.id

DOI: 10.14710/J.GAUSS.13.1.289-299

Article Info:

Received: 2024-03-21

Accepted: 2024-10-30

Available Online: 2024-10-31

Keywords:

stock price; ARIMA; TSR-ARIMA; MAPE

Abstract: Stocks of PT Bank Central Asia Tbk. is one of the most desirable stocks for investors due to its high liquidity index. Different stock prices every day encourage investors to predict profits and losses that may occur. Forecasting becomes the solution to predict stock prices for the next few periods. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Time Series Regression (TSR) are models that can be used in forecasting time series data. This study aims to compare the accuracy of forecasting the stock price of PT Bank Central Asia Tbk. using the ARIMA and hybrid TSR-ARIMA models based on the MAPE value. The data used is daily stock price data on weekdays of PT Bank Central Asia Tbk. obtained from the Yahoo Finance with the period June 24, 2022 to June 13, 2023. The result shows that the best ARIMA model is ARIMA (1,1,0) with MAPE values of training and testing data are 0,9624% and 0,4632% respectively, while the best TSR-ARIMA model is TSR-ARIMA (1,1,0) with MAPE values of training and testing data are 0,9628% and 0,4467% respectively. Thus, TSR-ARIMA is the best model because it has a smaller MAPE value of testing data.

1. PENDAHULUAN

Saham merupakan dokumen berharga sebagai suatu tanda kepemilikan perusahaan, dimana pemegang saham berhak memperoleh keuntungan dari kekayaan perusahaan (Rusdin, 2008). Saham PT Bank Central Asia Tbk. (BBCA.JK) sebagai salah satu saham indeks LQ45 di Bursa Efek Indonesia, dimana saham tersebut memiliki likuiditas yang tinggi (PT Bursa Efek Indonesia, 2023). Harga saham terus mengalami perubahan setiap harinya berdasarkan harga penutupan di bursa efek sehingga para investor perlu memperkirakan potensi keuntungan dan kerugian yang mungkin terjadi. Salah satu kunci untuk memperkirakan harga saham selama beberapa periode ke depan adalah dengan melakukan peramalan.

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan *Time Series Regression* (TSR) dapat diaplikasikan untuk memodelkan peramalan data *time series*. Kedua model tersebut telah digunakan dalam banyak penelitian sebelumnya. Model ARIMA digunakan oleh Buchori dan Sukmono (2018) untuk meramalkan produksi makanan di PT XYZ. Kurniasi, dkk. (2021) menggunakan model ARIMA pada data harga saham PT Bank Central Asia Tbk. Model yang memenuhi dengan data yang diuji adalah model ARIMA (0,1,0), ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (0,2,2). Analisis regresi linier pernah diterapkan oleh Ayuni dan Fitriah pada 2019 untuk memprediksi penjualan properti di PT XYZ. Hasil menunjukkan bahwa model TSR linier dikatakan sangat baik berdasarkan nilai MSE, RMSE, dan MAPE masing-masing kurang dari 3%.

Wiridyachya dan Prastuti (2022) menggunakan TSR dan ARIMA untuk meramalkan permintaan semen di PT XYZ. Penelitian tersebut menerapkan data bulanan permintaan semen dari Januari 2015 sampai Desember 2020. Hasil perhitungan menggambarkan bahwa

model paling baik adalah model TSR dengan perolehan nilai RMSE sebesar 0,49%, sedangkan RMSE dari model ARIMA sebesar 0,53%.

Desi dkk. (2022) meramalkan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk dengan menggunakan model hibrida TSR-ARIMA. Data yang digunakan merupakan data harga penutupan saham PT Unilever Tbk dengan periode 4 Januari sampai 30 Desember 2021 dengan pola data berupa pola tren. Model terbaik yang didapatkan adalah TSR-ARIMA (0,1,1) dengan nilai MAPE sebesar 1,35%.

Peramalan menggunakan model hibrida diperkenalkan oleh Zhang pada tahun 2003 dengan mengombinasikan dua atau lebih model. Suhartono dkk. (2018) melakukan penelitian menggunakan hibrida SSA-TSR-ARIMA untuk meramalkan data bulanan kebutuhan air di Kabupaten Wonogiri untuk periode Januari 2006 hingga Agustus 2007. Model hibrida SSA-TSR-ARIMA menjadi model terbaik dengan perolehan nilai MAPE data *testing* 9,37, sedangkan nilai MAPE data *testing* SSA-ARIMA sebesar 13,02. Model ARIMA menghasilkan nilai MAPE data *testing* masing-masing sebesar 9,64.

Arumsari dan Dani (2021) menggunakan TSR dan hibrida TSR-ARIMA pada peramalan jumlah penumpang maskapai penerbangan Amerika Serikat. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa model hibrida TSR-ARIMA menghasilkan nilai MAPE 3,061%, sedangkan besaran MAPE dari model TSR adalah 7,902%. Ramadani dkk. (2022) menggunakan model TSR dan hibrida TSR-ARIMA pada peramalan harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk. kemudian diperoleh hasil bahwa model hibrida TSR-ARIMA menghasilkan MAPE sebesar 1,88%, sedangkan model TSR memiliki nilai MAPE sebesar 12,072%.

Berdasarkan uraian di atas, kinerja model TSR-ARIMA berdasarkan nilai MAPE dapat dikatakan lebih baik daripada model ARIMA dalam menangani data berpola tren. Pola yang terbentuk dari data harga saham harian PT. Telkom Indonesia Tbk. yang dianalisis oleh Ramadani dkk. adalah pola tren. Demikian juga data harga saham PT Bank Central Asia Tbk. pada penelitian ini mempunyai pola yang hampir sama dengan data tersebut. Berdasarkan hal tersebut, maka model TSR-ARIMA diterapkan pada data harga saham PT Bank Central Asia Tbk. dan model ARIMA digunakan sebagai pembandingan. Evaluasi hasil peramalan diukur menggunakan nilai MAPE.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Saham merupakan dokumen berharga sebagai suatu tanda kepemilikan perusahaan dimana pemegang saham berhak memperoleh keuntungan dari kekayaan perusahaan (Rusdin, 2008). Seseorang berinvestasi ke perusahaan bertujuan agar mendapatkan keuntungan. Fluktuasi harga saham dipengaruhi oleh permintaan dan penawaran dari pihak pembeli dan pihak penjual saham sehingga harga saham mengalami perubahan secara cepat dalam waktu yang relatif singkat (Darmadji dan Fakhrudin, 2012). Naik turunnya permintaan saham berpengaruh terhadap likuiditas saham tersebut.

Data *time series* merupakan serangkaian data suatu variabel yang diamati selama beberapa waktu yang berurutan (Hanke dan Wichern, 2014). Data *time series* yaitu data yang dirangkai berdasarkan urutan waktu untuk mengamati perkembangan aktivitas seperti harga, perkembangan penjualan, dan lain-lain. Terdapat empat macam pola data *time series* yakni pola horizontal, tren, musiman, dan siklis (Makridakis, dkk., 1998).

ARIMA cocok digunakan untuk peramalan data *time series* jangka pendek. Data yang dianalisis dengan model ARIMA merupakan data yang sudah memenuhi kriteria stasioneritas. Model ARIMA (p,d,q) secara umum (Wei, 2006) direpresentasikan pada persamaan (1).

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (1)$$

dengan Z_t merupakan nilai data periode ke- t , ϕ_p merupakan parameter AR orde p dengan $p = 1, 2, \dots, p$, B adalah operator *backshift*, d merupakan orde diferensiasi nonmusiman, θ_q merupakan parameter MA orde q dengan $q = 1, 2, \dots, q$, a_t merupakan *error* periode ke- t , diasumsikan berdistribusi normal dan independen.

Penentuan nilai orde p dan q dalam memodelkan ARIMA dilakukan dengan melihat plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) data yang telah memenuhi kriteria stasioneritas (Wei, 2006). ACF merupakan koefisien yang menggambarkan hubungan linier antara Z_t dengan Z_{t+k} . Nilai ACF antara Z_t dan Z_{t+k} , dengan $\gamma_0 = \text{Var}(Z_t) = \text{Var}(Z_{t+k})$ adalah autokovariansi antara Z_t dan Z_{t+k} . Perhitungan ACF dijabarkan oleh Wei (2006) dalam persamaan (2).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}; k = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

dengan $\bar{Z} = \sum_{t=1}^n \frac{Z_t}{n}$ merupakan rata-rata sampel.

PACF atau fungsi autokorelasi parsial adalah korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dengan menghilangkan hubungan linier dalam variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k+1}$. PACF dijabarkan oleh Wei (2006) dalam persamaan (3).

$$\hat{\phi}_{k+1, k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (3)$$

dengan $\hat{\phi}_{k+1, j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1, k+1} \hat{\phi}_{k, k+1-j}$ untuk $j = 1, 2, \dots, k$.

Stasioneritas data memiliki dua jenis, yakni stasioner terhadap variansi dan stasioner terhadap rata-rata. Data yang sudah memenuhi kriteria stasioneritas ditandai dengan plot data *time series* dimana data berfluktuasi di sekitar rata-rata yang tetap dan plot ACF menunjukkan lag pertama berada di luar batas pita kepercayaan kemudian turun secara cepat menuju nol. Pemeriksaan stasioneritas terhadap variansi dapat dilihat dari nilai lambda (λ). Data dikatakan sudah stasioner apabila nilai $\lambda = 1$. Apabila data belum memenuhi kriteria stasioneritas terhadap variansi, langkah selanjutnya adalah melakukan transformasi menggunakan rumus pada persamaan (4) Wei (2006).

$$Z_t^T = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ \ln(Z_t), \lambda = 0 \end{cases} \quad (4)$$

dengan Z_t^T adalah nilai transformasi data periode ke- t .

Metode diferensiasi dapat digunakan untuk mengatasi ketidakstasioneran data terhadap rata-rata. Diferensiasi nonmusiman ditulis dalam persamaan (5).

$$Z_t' = Z_t - Z_{t-1} \quad (5)$$

dengan Z_t' merupakan nilai data setelah dilakukan diferensiasi dan Z_{t-1} merupakan nilai data pada periode ke- $t - 1$.

TSR adalah suatu model yang menunjukkan pengaruh variabel independen waktu t dengan variabel dependen. Model TSR secara umum (Bowerman dan O'Connell, 1993) dimodelkan dengan persamaan (6).

$$Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

dengan Y_t merupakan variabel dependen komponen TSR periode ke- t , T_t adalah komponen tren periode ke- t , S_t adalah komponen musiman periode ke- t , dan ε_t merupakan *error* periode ke- t .

Jika model TSR memiliki pola tren linier, maka persamaan (6) dapat dituang dalam persamaan (7).

$$Y_t = T_t + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varepsilon_t \quad (8)$$

dengan β_0 merupakan parameter tetap dan β_1 merupakan parameter ke-1.

Pemodelan TSR memungkinkan penggunaan variabel *dummy*. Model TSR berpola musiman memiliki variabel *dummy*, dengan anggapan s adalah periode musiman. Penulisan indeks s disesuaikan dengan rentang periode, misalnya pada periode musiman kuartalan, maka $s = 4$, untuk bulanan $s = 12$. Model TSR yang memiliki pola musiman dituliskan dengan

$$Y_t = \beta_1 S_{1,t} + \beta_2 S_{2,t} + \dots + \beta_s S_{s,t} + \varepsilon_t \quad (9)$$

dengan $S_{s,t}$ adalah variabel *dummy* untuk data dengan pola musiman pada waktu t . Jika t merupakan bagian dari musim ke- i , maka $S_{i,t}$ akan bernilai 1, sedangkan jika t bukan merupakan bagian dari musim ke- i , maka $S_{i,t}$ akan bernilai 0.

Model hibrida TSR-ARIMA merupakan kombinasi antara model TSR dan model ARIMA, dimana nilai residu TSR dimodelkan dengan menggunakan ARIMA selanjutnya nilai peramalan kedua model tersebut dijumlahkan. Model hibrida TSR-ARIMA ditulis dalam persamaan (10).

$$\hat{H}_t = \hat{Y}_t + \hat{Z}_t \quad (10)$$

dengan \hat{H}_t adalah estimasi model hibrida TSR-ARIMA, \hat{Y}_t adalah estimasi dari model TSR, serta \hat{Z}_t merupakan estimasi model ARIMA yang dibangun dari data residu TSR.

Uji signifikansi parameter model dilakukan dalam menentukan kelayakan suatu parameter untuk masuk ke model ARIMA. Berikut pengujian signifikansi parameter yang dijabarkan oleh Wei (2006) untuk model AR(p).

$H_0: \phi_p = 0$ (parameter model AR tidak signifikan)

$H_1: \phi_p \neq 0$ dengan $p = 1, 2, \dots, p$ (parameter model AR signifikan)

Statistik pengujian

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)} \quad (11)$$

Berikut pengujian signifikansi parameter untuk model MA(q)

$H_0: \theta_q = 0$ (parameter model MA tidak signifikan)

$H_1: \theta_q \neq 0$ dengan $q = 1, 2, \dots, q$ (parameter model AR signifikan)

Statistik pengujian

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_q}{SE(\hat{\theta}_q)} \quad (12)$$

dengan $SE(\hat{\phi}_p)$ menunjukkan standar *error* dari estimasi parameter AR, $SE(\hat{\theta}_q)$ menunjukkan standar *error* dari estimasi parameter MA, dan n merupakan banyaknya observasi, serta p merupakan jumlah parameter.

Kriteria keputusan: menolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}, n-p)}$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$.

Pemeriksaan diagnostik bertujuan untuk mengetahui kelayakan model. Pemeriksaan diagnostik model terdiri atas uji normalitas dan uji independensi. Uji Kolmogorov-Smirnov dapat diterapkan dalam pengujian asumsi kenormalan residu (Gujarati, 2004). Tahapan uji asumsi normalitas residu dilakukan dengan hipotesis:

H_0 : residu berdistribusi normal

H_1 : residu tidak berdistribusi normal

Statistik pengujian:

$$D_{hitung} = \sup |S(x) - F_0(x)| \quad (13)$$

Kriteria keputusan: menolak H_0 jika $D_{hitung} > D_{\alpha, n}$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$.

Uji independensi dilakukan untuk melihat apakah ada korelasi pada residu. Uji independensi dilakukan menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis:

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (tidak terdapat korelasi antar nilai residu)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, K$ (terdapat korelasi antar nilai residu)
 Statistik pengujian:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, n > K \quad (14)$$

dengan K adalah lag maksimal, $\hat{\rho}_k$ merupakan autokorelasi residu lag ke- k , dan $m = p + q$.

Kriteria keputusan: menolak H_0 jika $Q > \chi_{(\alpha; k-m)}^2$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$.

MAPE digunakan mengevaluasi kesalahan suatu nilai peramalan. Nilai MAPE yang semakin kecil mengindikasikan bahwa hasil peramalan semakin baik. Nilai MAPE dirumuskan dengan

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|z_t - \hat{z}_t|}{|z_t|} \right) \times 100\% \quad (15)$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari laman Yahoo Finance (2003) berupa data harga penutupan saham harian pada hari kerja PT Bank Central Asia Tbk. Sebanyak 239 data dari periode 24 Juni 2022 hingga 13 Juni 2023 dibagi menjadi 232 data *training* dan 7 data *testing*. Berikut merupakan langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini.

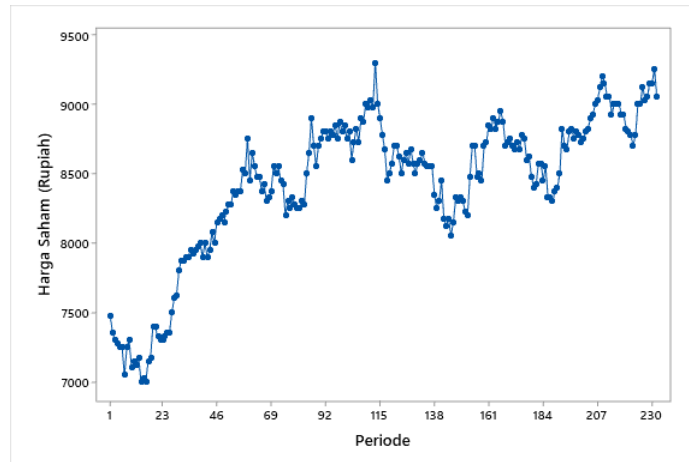
1. Melakukan pemodelan ARIMA pada data *training*. Tahapan pemodelan yang dilakukan diuraikan sebagai berikut.
 - a) Melakukan pemeriksaan kestasioneritasan data terhadap variansi dan rata-rata. Data yang belum memenuhi kriteria stasioneritas terhadap variansi dilakukan proses transformasi. Data yang belum memenuhi kriteria stasioneritas terhadap rata-rata dilakukan proses diferensiasi menggunakan persamaan (4).
 - b) Menentukan model ARIMA dengan melihat plot ACF dan PACF data yang telah memenuhi kriteria stasioneritas.
 - c) Melakukan uji signifikansi model ARIMA sesuai dengan persamaan (11) dan (12).
 - d) Melakukan pemeriksaan diagnostik model meliputi asumsi normalitas menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov yang merujuk pada persamaan (13) dan asumsi independensi dengan menggunakan uji Ljung-Box pada persamaan (14).
 - e) Menentukan model ARIMA yang memenuhi semua kriteria pengujian.
 - f) Melakukan peramalan menggunakan model ARIMA yang memenuhi semua kriteria pengujian.
 - g) Menghitung besaran MAPE untuk data *training* dan data *testing* menggunakan persamaan (15).
2. Melakukan pemodelan data *training* dengan model hibrida TSR-ARIMA. Pemodelan hibrida TSR-ARIMA dilakukan dengan tahapan sebagai berikut.
 - a) Melakukan pemodelan TSR dengan data harga saham sebagai variabel dependen dan periode waktu sebagai variabel independen kemudian menghitung nilai residu dari model tersebut sesuai dengan persamaan (7).
 - b) Melakukan pengecekan stasioneritas residu model TSR.
 - c) Mengidentifikasi model ARIMA dari residu TSR dengan langkah yang sama dengan poin 1(b) sampai 1(f).
 - d) Menggabungkan hasil peramalan model TSR dan model ARIMA sehingga didapatkan nilai peramalan hibrida TSR-ARIMA seperti pada persamaan (10).
 - e) Menghitung besaran MAPE untuk data *training* dan data *testing* menggunakan persamaan (15).

- Melakukan perbandingan hasil peramalan berdasarkan nilai MAPE data *training* dan data *testing*.

Dalam penelitian ini, pemodelan dan peramalan data dilakukan menggunakan bantuan *software* Minitab 19 dan Microsoft Excel.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap awal yang dilakukan sebelum melakukan peramalan yaitu melihat pola data. Pola data dilihat dari plot *time series* untuk mengidentifikasi apakah data berpola tren atau musiman.

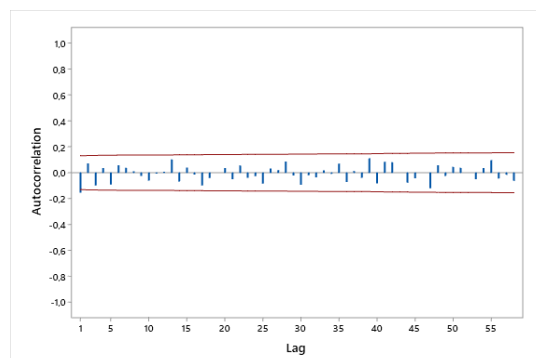


Gambar 1. Plot *Time Series* Data *Training*

Gambar 1 mengindikasikan adanya pola tren naik pada data harga saham harian PT Bank Central Asia Tbk. sehingga data dikatakan tidak stasioner. Selain itu, Gambar 1 juga menunjukkan tidak adanya pola musiman pada data tersebut.

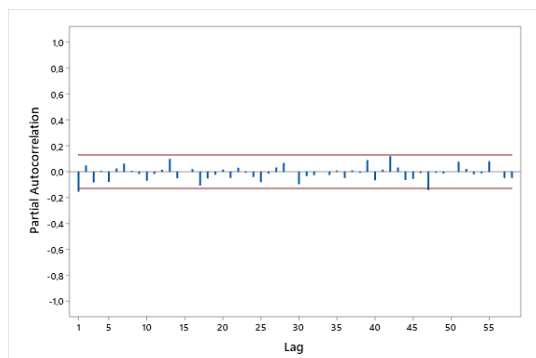
Setelah melihat pola data, langkah selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan stasioneritas data. Hasil pemeriksaan didapatkan nilai $\lambda = 0$ yang berarti bahwa data belum stasioner terhadap variansi. Transformasi dilakukan untuk menstasionerkan data terhadap variansi menggunakan persamaan (4). Hasil transformasi menunjukkan nilai $\lambda = 1,2$ yang menunjukkan bahwa data sudah stasioner sehingga tidak perlu transformasi lagi.

Pemeriksaan stasioneritas data terhadap rata-rata dilakukan dengan melihat plot ACF. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa data hasil transformasi belum memenuhi kriteria stasioneritas terhadap rata-rata sehingga dilakukan proses diferensiasi. Proses diferensiasi menghasilkan plot *time series* dengan data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang tetap dan tidak adanya pola tren menaik atau menurun.



Gambar 2. Plot ACF Sesudah Diferensiasi

Plot ACF pada Gambar 2 mengindikasikan bahwa lag 1 berada di luar batas kritis dan terpotong pada lag sesudahnya sehingga data dikatakan sudah memenuhi kriteria stasioneritas dengan kemungkinan orde q adalah 0 dan 1.



Gambar 3. Plot PACF Data Sesudah Diferensiasi

Plot PACF data sesudah diferensiasi diilustrasikan pada Gambar 3 mengindikasikan kemungkinan orde p yaitu 0 dan 1 karena lag pertama pada plot PACF berada di luar batas kritis dan terpotong pada lag sesudahnya. Kemungkinan model ARIMA antara lain ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,1), dan ARIMA (0,1,1).

Setelah diperoleh kemungkinan model ARIMA, dilakukan pengujian signifikansi parameter model. Hasil pengujian terdapat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Koefisien	p -value
ARIMA (1,1,0)	AR 1	-0,1518	0,022
	AR 1	-0,7250	0,001
ARIMA (1,1,1)	MA 1	-0,5990	0,014
	MA 1	0,1381	0,036

Semua model menghasilkan p -value $< \alpha = 0,05$ sehingga parameter pada ketiga model tersebut dikatakan signifikan.

Pengujian normalitas residu menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov menghasilkan p -value $> \alpha = 0,05$ untuk model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,1) sehingga kedua model tersebut memenuhi asumsi normalitas. Uji Ljung-Box pada pengujian independensi pada lag ke-12 menghasilkan nilai p -value seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Uji Asumsi Independensi Residu Model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,1)

Model	Lag	Q	p -value
ARIMA (1,1,0)	12	6,55	0,834
	24	15,95	0,857
ARIMA (0,1,1)	12	7,08	0,793
	24	16,45	0,835

Karena nilai p -value $> \alpha = 0,05$ untuk semua model, maka semua model memenuhi asumsi independensi.

Model yang memenuhi pengujian signifikansi dan diagnostik adalah model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,1). Perhitungan nilai MAPE data *training* dan data *testing* model ARIMA (1,1,0) masing-masing adalah 0,1329% dan 0,4632%, sedangkan nilai MAPE data *training* dan data *testing* model ARIMA (0,1,1) masing-masing sebesar 0,1469% dan

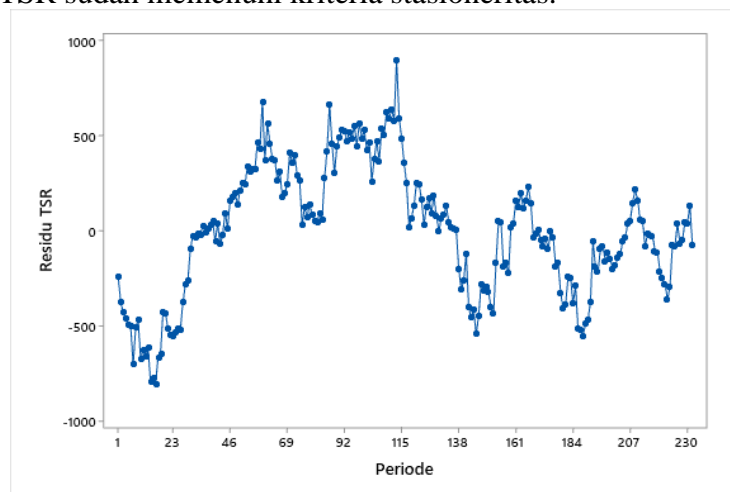
0,5097%. Model ARIMA (1,1,0) menghasilkan nilai MAPE lebih rendah sehingga dianggap sebagai model yang lebih baik. Persamaan model ARIMA (1,1,0) dituliskan dengan persamaan berikut.

$$\hat{Z}_t = 0,8482Z_{t-1} + 0,1518Z_{t-2}$$

Model hibrida TSR-ARIMA adalah model analisis data *time series* yang menggabungkan model TSR dengan model ARIMA. Gambar 1 menunjukkan adanya komponen tren linier sehingga dalam pemodelan ini diterapkan variabel *dummy* berupa waktu (t). Persamaan (16) hasil pemodelan menggunakan TSR dituliskan sebagai berikut:

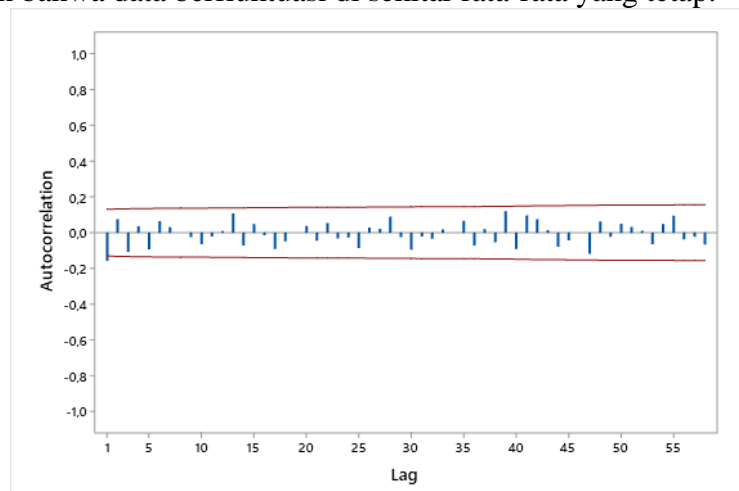
$$\hat{Y}_t = 7710,90 + 6,077t \tag{16}$$

Langkah berikutnya adalah melihat plot *time series* residu TSR untuk mengidentifikasi apakah data residu TSR sudah memenuhi kriteria stasioneritas.



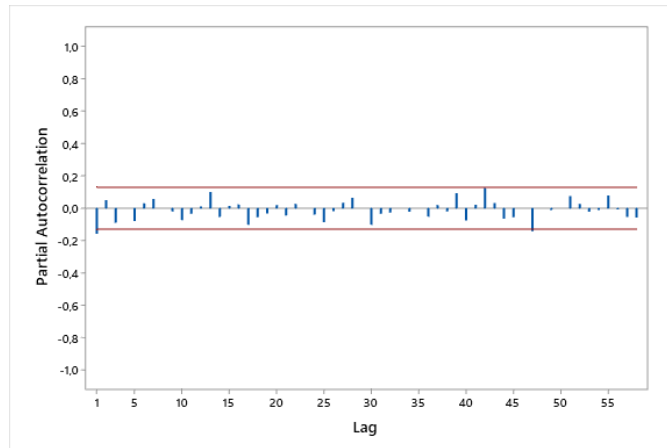
Gambar 4. Plot *Time Series* Residu TSR

Gambar 4 menunjukkan bahwa residu TSR belum memenuhi kriteria stasioneritas sehingga perlu dilakukan diferensiasi nonmusiman. Plot *time series* hasil diferensiasi mengindikasikan bahwa data berfluktuasi di sekitar rata-rata yang tetap.



Gambar 5. Plot ACF Residu TSR Setelah Diferensiasi

Plot ACF pada Gambar 5 menandakan lag pertama berada di luar batas kritis dan terpotong pada lag sesudahnya sehingga data dikatakan sudah memenuhi kriteria stasioneritas dengan kemungkinan orde q adalah 0 dan 1.



Gambar 6. Plot PACF Residu Sesudah Diferensiasi

Plot PACF pada Gambar 6 menandakan bahwa kemungkinan orde p yaitu 0 dan 1 karena lag pertama plot PACF berada di luar batas kritis dan terpotong pada lag sesudahnya. Kemungkinan model TSR-ARIMA adalah TSR-ARIMA (1,1,0), TSR-ARIMA (1,1,1), dan TSR-ARIMA (0,1,1). Hasil pengujian signifikansi parameter dirangkum pada Tabel 3.

Tabel 3. Uji Signifikansi Parameter Model TSR-ARIMA

Model	Parameter	Koefisien	p -value
TSR-ARIMA (1,1,0)	AR 1	-0,1620	0,014
TSR-ARIMA (1,1,1)	AR 1	-0,7290	0,000
	MA 1	-0,5970	0,011
TSR-ARIMA (0,1,1)	MA 1	0,1494	0,024

Semua model memiliki p -value $< \alpha = 0,05$ sehingga dikatakan semua model memenuhi pengujian signifikansi yang artinya semua parameter semua model signifikan.

Pengujian normalitas residu menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov memperoleh p -value $> \alpha = 0,05$ untuk model TSR-ARIMA (1,1,0) dan model TSR-ARIMA (0,1,1) sehingga kedua model tersebut dikatakan memenuhi pengujian normalitas. Uji Ljung-Box untuk pengujian independensi dengan menggunakan pada lag ke-12 dapat dilihat dari Tabel 4.

Tabel 4. Uji Asumsi Independensi Residu Model Hibrida TSR-ARIMA (1,1,0) dan TSR-ARIMA (0,1,1)

Model	Lag	Q	p -value
TSR-ARIMA (1,1,0)	12	7,31	0,774
	24	16,69	0,824
TSR-ARIMA (0,1,1)	12	7,84	0,727
	24	17,18	0,800

Nilai p -value $> \alpha = 0,05$ pada kedua model, sehingga dapat dikatakan kedua model memenuhi asumsi independensi.

Model yang memenuhi pengujian signifikansi parameter dan pemeriksaan diagnostik adalah model TSR-ARIMA (1,1,0) dan TSR-ARIMA (0,1,1). Besaran MAPE data *training* dan data *testing* yang dihasilkan oleh model TSR-ARIMA (1,1,0) masing-masing adalah 0,1429% dan 0,4467%, sedangkan nilai MAPE data *training* dan data *testing* yang dihasilkan oleh model TSR-ARIMA (0,1,1) masing-masing adalah sebesar 0,1567% dan 0,4603%. Model TSR-ARIMA (1,1,0) menghasilkan nilai MAPE lebih kecil sehingga dianggap

sebagai model yang lebih baik. Persamaan model ARIMA (1,1,0) dari residu TSR ditulis dengan persamaan (17)

$$\hat{Z}_t = 0,8380Z_{t-1} + 0,1620Z_{t-2} \quad (17)$$

Model TSR pada persamaan (16) digabungkan dengan persamaan (17) menjadi model hibrida TSR-ARIMA yang dapat dituliskan ke dalam persamaan (18).

$$\hat{H}_t = \hat{Y}_t + \hat{Z}_t$$

$$\hat{H}_t = 7710,9 + 6,077t + 0,8380Z_{t-1} + 0,1620Z_{t-2} \quad (18)$$

dengan Z_{t-1} merupakan residu TSR periode waktu $t - 1$ dan Z_{t-2} merupakan residu TSR periode waktu $t - 2$.

Perbandingan hasil peramalan pada harga saham PT Bank Central Asia Tbk. untuk 7 periode ke depan menggunakan model ARIMA dan TSR-ARIMA dirangkum dalam Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan Nilai MAPE Model ARIMA dan TSR-ARIMA

Model	MAPE	
	Data <i>training</i>	Data <i>testing</i>
ARIMA	0,1329%	0,4632%
Hibrida TSR-ARIMA	0,1429%	0,4467%

Tabel 5 menunjukkan bahwa model hibrida TSR-ARIMA untuk meramalkan harga saham PT Bank Central Asia Tbk. menghasilkan nilai MAPE data *testing* lebih kecil yaitu 0,4467%, sedangkan nilai MAPE data *testing* model ARIMA sebesar 0,4632%. Oleh karena itu, peramalan PT Bank Central Asia Tbk. menggunakan model hibrida TSR-ARIMA lebih baik daripada model ARIMA.

5. KESIMPULAN

Penggunaan model TSR-ARIMA untuk peramalan pada penelitian ini memperoleh hasil lebih baik dibandingkan menggunakan model ARIMA. Model paling baik untuk data harga saham PT Bank Central Asia Tbk. pada penelitian ini adalah TSR-ARIMA (1,1,0). Model TSR-ARIMA menghasilkan nilai MAPE data *training* dan data *testing* masing-masing sebesar 0,1429% dan 0,4467%, sedangkan nilai MAPE yang dihasilkan dari model ARIMA untuk data *training* dan data *testing* masing-masing sebesar 0,1329% dan 0,4632%.

DAFTAR PUSTAKA

- Arumsari, M. dan Dani, A. T. R. 2021. Peramalan data runtun waktu menggunakan model hybrid Time Series Regression-Autoregressive Integrated Moving Average. *Jurnal Siger Matematika*. 2(1), 1-12. <https://doi.org/10.23960/jsm.v2i1.2736>.
- Ayuni, G. N. dan Fitriana, D. 2019. Penerapan Metode Regresi Linear Untuk Prediksi Penjualan Properti pada PT XYZ. *Jurnal Telematika*, Vol 14(2), 79-85.
- Bowerman, B. L. and O'Connell, D. 1993. *Forecasting and Time Series: An Applied Approach, 3rd edition*. California. Duxbury Press.
- Buchori, M. dan Sukmono, T. 2018 Peramalan produksi menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) di PT XYZ Proxima. Vol 2(1), 27-33. <https://doi.org/10.21070/proxima.v2i1.1290>.
- Darmadji, T. dan Fakhrudin, H. M. 2012. *Pasar Modal di Indonesia: pendekatan tanya jawab (Edisi Ketiga)*. Jakarta. Salemba Empat.

- Desi, D., Rizki, S.W., dan Yundari, Y. (2022). Combined Model Time Series Regression-ARIMA on Stock Prices. *Tensor: Pure and Applied Mathematics Journal*, Vol 3(2), 65-72. <https://doi.org/10.30598/tensorvol3iss2pp65-72>.
- Gujarati, D.N. 2004. *Basic Econometrics (4 ed)*. Tata McGraw-Hill Education, New Delhi.
- Hanke, J. E. and Wichern, D. 2014. *Business Forecasting Ninth Edition*. New Jersey. Pearson Prentice Hall.
- Kurniasi, A. A. dan Saptari, M. A. 2021. Aplikasi peramalan harga saham perusahaan Lq45 dengan menggunakan metode Arima *Sisfo: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*. Vol 5(1), 13-26. <https://doi.org/10.29103/sisfo.v5i1.4849>.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., and Hyndman, R. J. 1998. *Forecasting Methods and Application (3rd edition)*. John Willey & Sons, Inc. New York.
- PT Bursa Efek Indonesia. (2023). *Fact Sheet Perusahaan LQ45*. <https://www.idx.co.id/id/data-pasar/laporan-statistik/fact-sheetperusahaan-lq45>. Diakses 14 September 2023.
- Ramadani, K., Wahyuningsih, S., dan Hayati, M. N. (2022). Forecasting Stock Price PT. Telkom Using Hybrid Time Series Regression Linier-Autoregressive Integrated Moving Average Model. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*. Vol 18(2), 293-307. <https://doi.org/10.20956/j.v18i2.18837>.
- Rusdin, R. 2008. *Pasar Modal, Teori, Masalah dan Kebijakan dalam Praktik*. Bandung. Alfa Beta.
- Suhartono, S., Isnawati, S., Salehah, N., Prastyo, D., Kuswanto, H., dan Lee, M. 2018. Hybrid SSA-TSR-ARIMA for Water Demand Forecasting. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*. Vol 4(3), 238-250. <https://doi.org/10.26555/ijain.v4i3.275>.
- Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods (2nd ed.)*. California. Pearson Education.
- Wirdyachya, B. S. dan Prastuti, M. 2022. Peramalan Permintaan Semen di PT. XYZ Menggunakan Time Series Regression dan ARIMA. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. Vol 11(1), D96-D101. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v11i1.63222>.
- Yahoo Finance. 2023. *Stock Price PT Bank Central Asia Tbk (BBCA.JK)*. <https://finance.yahoo.com/quote/BBCA.JK?p=BBCA.JK>. Diakses 1 September 2023.
- Zhang, G. P. (2003). Time Series Forecasting Using Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *Neurocomputing*. 50, 159-175.