

Forecasting Stock Price PT. Telkom Using Hybrid Time Series Regression Linear– Autoregressive Integrated Moving Average Model

Peramalan Harga Saham PT. Telkom Menggunakan Model Hybrid Time Series Regression linier – Autoregressive Integrated Moving Average

Kartika Ramadani^{*1}, Sri Wahyuningsih^{*2}, Memi Nor Hayati^{*3}

Abstract

The hybrid method is a method of combining two forecasting models. Hybrid method is used to improve forecasting accuracy. In this study, the Time Series Regression (TSR) linear model will be combined with the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. The TSR linear model is used to obtain the model and residual value, then the residual value of the TSR linear model will be modeled by the ARIMA model. This combination method will produce a hybrid TSR linear-ARIMA model. The case study in this research is stock closing price (daily) of PT. Telkom Indonesia Tbk. The stock closing price (daily) of PT. Telkom Indonesia Tbk in 2020 showed an decreasing and increasing trend pattern. The results of this study, obtained the best model of hybrid TSR linear-ARIMA (2,1,1) with the proportion of data training and testing is 70:30. In the best model, the MAD value is 56.595, the MAPE value is 1.880%, and the RMSE value is 78.663. It is also found that the hybrid TSR linear-ARIMA model has a smaller error value than the TSR linear model. The results of forecasting the stock price of PT. Telkom Indonesia Tbk for the period 02 January 2021 to 29 January 2021 formed a decreasing trend pattern.

Keywords: Forecasting, hybrid TSR linear-ARIMA, Stock price, trend.

Abstrak

Metode *hybrid* merupakan metode penggabungan dua model peramalan. Metode *hybrid* digunakan untuk meningkatkan akurasi peramalan. Pada penelitian ini, model *Time Series Regression* (TSR) linier akan digabungkan dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model TSR linier digunakan untuk memperoleh model dan nilai residual, kemudian nilai residual dari model TSR linier akan dimodelkan oleh model ARIMA. Metode penggabungan ini akan menghasilkan model *hybrid* TSR linier-ARIMA. Studi kasus dalam penelitian ini adalah harga penutupan saham (harian) PT. Telkom Indonesia Tbk. Harga penutupan saham (harian) PT. Telkom Indonesia Tbk pada tahun 2020 menunjukkan pola *trend* turun dan *trend* naik. Hasil penelitian ini, diperoleh model terbaik *hybrid* TSR linier-ARIMA (2,1,1) dengan proporsi data *training* dan *testing* adalah 70:30. Pada model terbaik, diperoleh nilai MAD sebesar 56,595, nilai MAPE sebesar 1,880%, dan nilai RMSE sebesar 78,663. Model *hybrid* TSR linier-ARIMA memiliki nilai kesalahan yang lebih kecil dibandingkan dengan model TSR linier. Hasil peramalan harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk periode 02 Januari 2021 sampai dengan 29 Januari 2021 membentuk pola *trend* turun.

Kata kunci: Harga saham, *hybrid* TSR linier-ARIMA, peramalan, *trend*.

^{*}Program Studi S1 Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Mulawarman

Email address: kartikaramadani37@gmail.com¹, swahyuningsih@fmipa.unmul.ac.id², meminorhayati@fmipa.unmul.ac.id³



1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

TSR linier merupakan model peramalan yang menggunakan variabel dependen dan variabel independen dalam pemodelan. Variabel dependen maupun variabel independen sama-sama merupakan runtun waktu dengan asumsi variabel independen mempengaruhi variabel dependen. Model TSR linier dapat digunakan pada data yang memiliki pola *trend* maupun *seasonal* [2].

Model ARIMA adalah model peramalan yang tidak mensyaratkan suatu pola data tertentu. Hal ini berarti model ARIMA dapat digunakan untuk semua tipe pola data, baik pola data stasioner maupun tidak stasioner. Pola data yang tidak stasioner akan distasionerkan pada saat proses pembentukan model. Model ARIMA hanya menggunakan variabel dependen sebagai dasar acuan dalam meramalkan [9].

Penggunaan model ARIMA ataupun TSR dalam peramalan terkadang memiliki nilai kesalahan yang relatif besar atau nilai akurasi yang rendah. Akurasi dalam meramalkan sangat menentukan baik tidaknya suatu ramalan, sehingga keakuratan ramalan menjadi sangat penting. Namun, seakurat apapun sebuah peramalan selalu ada unsur kesalahan, maka yang perlu diperhatikan adalah memperkecil kesalahan atau meningkatkan akurasi hasil peramalan [5].

Secara umum, terdapat dua cara yang sering dilakukan oleh peneliti dalam meningkatkan akurasi peramalan, yaitu mengembangkan atau mengusulkan model peramalan baru dan model *hybrid* atau menggabungkan antara dua atau lebih model peramalan. Pemodelan *hybrid* umumnya dilakukan karena kurangnya model individu yang komprehensif dalam menangkap berbagai pola dalam data secara bersamaan [5].

Peran peramalan dibutuhkan dalam bidang investasi saham. Bagi investor, peramalan harga saham menjadi salah satu hal penting dalam pengambilan keputusan berinvestasi. Pemodelan dan peramalan harga saham yang akurat diperlukan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan investasi. Salah satu perusahaan milik BUMN yang memperdagangkan sahamnya adalah PT. Telkom Indonesia Tbk. Pemegang saham mayoritas PT. Telkom Indonesia Tbk adalah Pemerintah Republik Indonesia sebesar 52.09%, sedangkan 47.91% sisanya dikuasai oleh publik [12]. Harga penutupan saham PT. Telkom Indonesia Tbk pada tahun 2020 menunjukkan pola *trend* turun pada bulan Januari sampai dengan Oktober, sedangkan pada bulan November sampai dengan Desember cenderung *trend* naik.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, penulis tertarik untuk memodelkan dan meramalkan harga penutupan saham PT. Telkom Indonesia Tbk menggunakan model *hybrid* TSR linier-ARIMA. Kemudian memperoleh pola peramalan harga saham dan memperoleh nilai kesalahan model peramalan.

1.2 Peramalan

Peramalan adalah perkiraan yang akan terjadi pada waktu yang akan datang [14]. Metode peramalan dapat dibagi menjadi dua kategori, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif. Terdapat dua model peramalan kuantitatif, yaitu model runtun waktu (*time series*) dan model regresi (*regression*) [1]. Runtun waktu merupakan kumpulan pengamatan yang diambil secara berurutan dari waktu ke waktu. Model runtun waktu dibuat karena terdapat hubungan atau korelasi antar deret pengamatan [10].

1.3 Model *Time Series Regression* (TSR)

Model TSR mempunyai bentuk model yang sama dengan regresi pada umumnya. Namun, terdapat perbedaan diantara keduanya, yaitu pada TSR variabel dependen dan variabel independennya merupakan runtun waktu. Model regresi linier sederhana dapat dituliskan sebagai berikut [2]:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x + e, \quad (1.1)$$

sedangkan model TSR dapat dituliskan sebagai berikut [2]:

$$Y_t = T_t + S_t + e_t$$

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_{s1} d_{s1,t} + \beta_{s2} d_{s2,t} + \dots + \beta_{s(M-1)} d_{s(M-1),t} + e_t, \quad (1.2)$$

dengan Y_t adalah variabel dependen atau data pengamatan model TSR periode ke- t , T_t adalah komponen *trend*, S_t adalah komponen *seasonal*, dan e_t adalah residual periode ke- t . Jika data pengamatan hanya mengandung *trend* linier, maka Persamaan (1.2) dapat dituliskan sebagai berikut [2]:

$$Y_t = T_t + e_t$$

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + e_t, \quad (1.3)$$

dengan β_0 adalah parameter *constant*, β_1 adalah parameter periode waktu t .

1.4 Estimasi Parameter Model TSR Linier

Estimasi parameter menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Estimasi parameter β_0 dan β_1 dapat diperoleh dengan persamaan berikut [13]:

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{t} \quad (1.4)$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{t=1}^n tY_t - \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n t \sum_{t=1}^n Y_t}{\left(\sum_{t=1}^n t^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{t=1}^n t \right)^2 \right)} = \frac{\sum_{t=1}^n tY_t - n\bar{t}\bar{Y}}{\sum_{t=1}^n t^2 - n\bar{t}^2}. \quad (1.5)$$

1.5 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA dapat ditulis dengan notasi ARIMA (p, d, q), di mana p menyatakan orde dari proses AR, d menyatakan orde dari proses *differencing*, dan q menyatakan orde dari proses MA. Dalam menentukan model ARIMA (p, d, q), dapat dengan menggunakan prosedur *Box-Jenkins*. Tahapan-tahapan dalam membentuk model ARIMA dimulai dengan mengidentifikasi model, menentukan estimasi parameter, pemeriksaan diagnostik model, dan peramalan.

1. Identifikasi Model

Identifikasi model untuk mengecek kestasioneran data terbagi menjadi dua, yaitu stasioner dalam variansi dan stasioner dalam rata-rata. Apabila data tidak stasioner dalam variansi, maka dapat diatasi dengan melakukan transformasi *Box-Cox* berikut [3]:

$$Z_t^\lambda = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln(Z_t), & \lambda = 0 \end{cases}. \quad (1.6)$$

Jika data belum stasioner dalam rata-rata, maka dapat diatasi dengan melakukan *differencing*. Secara umum proses *differencing* pada orde ke- d dapat dinyatakan sebagai berikut [15]:

$$\nabla^d Z_t = (1 - B)^d Z_t. \quad (1.7)$$

Kemudian mengidentifikasi model menggunakan plot *Autocorrelation function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan orde p dan q pada model ARIMA. Adapun model ARIMA secara umum sebagai berikut [7]:

$$\nabla^d Z_t = \phi_1 \nabla^d Z_{t-1} + \phi_2 \nabla^d Z_{t-2} + \dots + \phi_p \nabla^d Z_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q}. \quad (1.8)$$

2. Estimasi Parameter

Estimasi parameter menggunakan metode *maximum likelihood* (ML). Misal diterapkan pada model AR (1), maka diperoleh estimasi parameter model AR (1) berikut [8]:

$$\hat{\phi}_1 = \frac{\sum_{t=2}^n z_{t-1} z_t}{\sum_{t=2}^n z_{t-1}^2}. \quad (1.9)$$

Kemudian melakukan pengujian signifikansi parameter model menggunakan uji t [2].

3. Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik terdiri dari dua pemeriksaan, yaitu residual bersifat *white noise* dan residual berdistribusi normal. Pemeriksaan residual bersifat *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box* [15] dan pemeriksaan residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Statistik uji yang digunakan pada uji *Kolmogorov-smirnov* adalah sebagai berikut [4]:

$$D = \text{Sup} |F(a_t) - F_0(a_t)|, \quad (1.10)$$

dengan $\text{Sup} |F(a_t) - F_0(a_t)|$ adalah nilai *supremum* dari $|F(a_t) - F_0(a_t)|$, $F(a_t)$ adalah fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel, dan $F_0(a_t)$ adalah fungsi peluang kumulatif distribusi normal.

1.6 Model Hybrid TSR linier-ARIMA

Model *hybrid* TSR linier-ARIMA adalah gabungan model TSR dan model ARIMA. Penggabungan model dilakukan dengan cara memodelkan data menggunakan model TSR linier, selanjutnya residual dari model TSR linier dimodelkan oleh model ARIMA, kemudian hasil peramalan dari kedua model ditambahkan. Bentuk model *hybrid* TSR linier-ARIMA (H_t) adalah sebagai berikut [16]:

$$H_t = Y_t + Z_t, \quad (1.11)$$

dan diperoleh model peramalan *hybrid* sebagai berikut [6]:

$$\hat{H}_t = \hat{Y}_t + \hat{Z}_t, \quad (1.12)$$

dengan \hat{Y}_t merupakan peramalan model TSR linier dan \hat{Z}_t merupakan peramalan model ARIMA.

1.7 Kriteria Model Terbaik

Kriteria model terbaik merupakan model yang mempunyai nilai kesalahan hasil peramalan terkecil. Pemilihan model terbaik berdasarkan data *testing* dengan pengukuran nilai kesalahan hasil peramalan adalah *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Berikut adalah persamaan untuk menghitung MAD [11].

$$MAD = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L |Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l)|, \quad (1.13)$$

dengan n banyaknya pengamatan data *training*, L adalah banyaknya pengamatan data *testing*, dan $l = 1, 2, 3, \dots, L$. Selanjutnya untuk menghitung MAPE sebagai berikut [15]:

$$MAPE = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \frac{|Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l)|}{Y_{n+l}} \times 100\%, \quad (1.14)$$

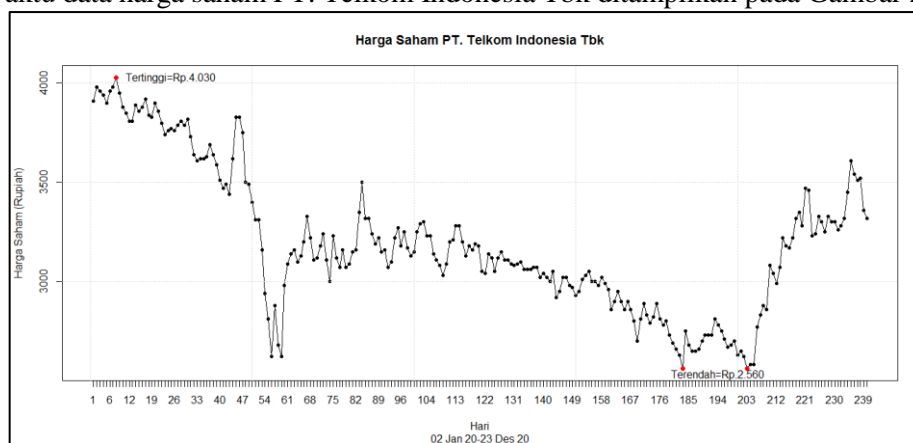
dan persamaan untuk menghitung RMSE adalah sebagai berikut [15]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l))^2} . \quad (1.15)$$

2. HASIL DAN PEMBAHASAN

2.1 Plot Runtun Waktu

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk periode 02 Januari 2020 hingga 23 Desember 2020. Jumlah data pengamatan adalah 240 data. Data tersebut diperoleh pada website *yahoo finance*, yaitu <https://finance.yahoo.com>. Plot runtun waktu data harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk ditampilkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Plot runtun waktu data harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk

Berdasarkan Gambar 2.1 terlihat bahwa harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk tertinggi pada periode data ke-8. Harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk terendah pada periode data ke-183 dan data ke-203.

Pada Gambar 2.1 dapat dilihat bahwa harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk tidak membentuk pola data yang stasioner, karena terdapat pola *trend*. Pola *trend* yang terbentuk adalah *trend* turun dan *trend* naik. Pola *trend* turun terjadi pada periode ke-1 sampai dengan periode data ke-203. Pada periode data ke-204 cenderung mengalami *trend* naik sampai dengan periode data ke-240. Pada Gambar 2.1 juga memperlihatkan tidak adanya pola *seasonal*.

2.2 Pembagian Data *Training* dan *Testing*

Data *training* adalah data yang digunakan untuk memperoleh model. Data *testing* adalah data yang digunakan untuk menentukan model terbaik. Pembagian data menggunakan tiga proporsi, yaitu 90:10, 80:20, dan 70:30. Jumlah pembagian data dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Pembagian Data *Training* dan *Testing*

Proporsi	<i>Training</i>	Periode waktu	<i>Testing</i>	Periode waktu
90:10	216	02 Jan-19 Nov	24	20 Nov-23 Des
80:20	192	02 Jan-13 Okt	48	14 Okt-23 Des
70:30	168	02 Jan-09 Sept	72	10 Sept-23 Des

2.3 Model TSR linier

1. Pemodelan

Model TSR Linier dibuat dengan meregresikan variabel independen terhadap variabel dependen sesuai dengan Persamaan (1.3). Nilai estimasi parameter model diperoleh dengan menggunakan Persamaan (1.4) dan Persamaan (1.5). Berdasarkan perhitungan menggunakan

Persamaan (1.4) dan Persamaan (1.5), diperoleh estimasi model data *training* TSR linier dari tiga proporsi data yang berbeda pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Estimasi Model Data *Training* TSR linier

Proporsi data <i>training</i>	Model
90	$\hat{Y}_t = 3.730,485-5,098t$
80	$\hat{Y}_t = 3.776,706-5,755t$
70	$\hat{Y}_t = 3.775,825-5,742t$

2. Pemeriksaan Residual *White Noise*

Pemeriksaan residual *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box*. Hasil pengujian residual *white noise* ditampilkan pada Tabel 2.3.

Tabel 2.3 Pemeriksaan Residual *White Noise* Model TSR Linier

Proporsi data <i>training</i>	Lag	P-value	Keputusan
90	12	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	24	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	36	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	48	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	60	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
80	12	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	24	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	36	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	48	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	60	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
70	12	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	24	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	36	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	48	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
	60	$2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 2.3 dapat disimpulkan data residual model *training* TSR linier tidak *white noise*. Dengan demikian data residual model *training* TSR linier perlu dihybridkan, karena masih terdapat informasi dari data yang belum ditangkap oleh model *training* TSR linier.

3. Menghitung Nilai MAD, MAPE dan RMSE

Diperoleh nilai MAD, MAPE, dan RMSE dari tiga proporsi data yang berbeda pada Tabel 2.4.

Tabel 2.4 Nilai MAD, MAPE, dan RMSE Model TSR Linier

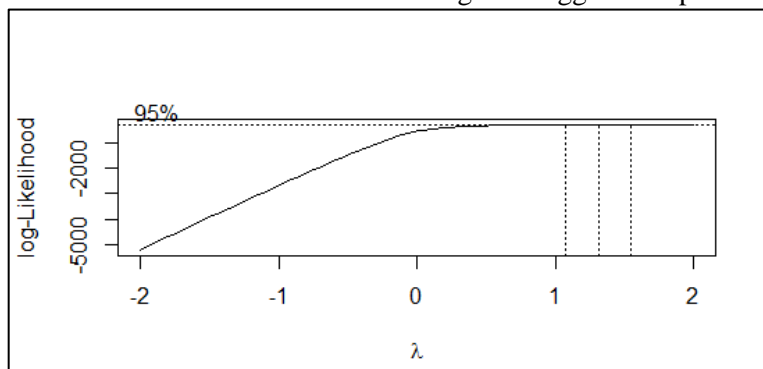
Proporsi data <i>testing</i>	MAD	MAPE (%)	RMSE
10	790,658	23,467	800,805
20	563,754	17,151	679,359
30	393,030	12,072	554,651

2.4 Model ARIMA

Data residual model TSR linier akan dimodelkan kembali oleh model ARIMA. Pada tahap ini akan dijabarkan pembentukan model dengan proporsi data *training* 90.

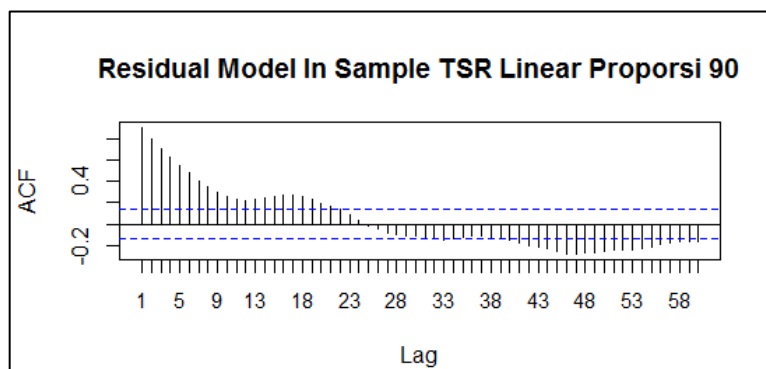
1. Identifikasi Model

Pemeriksaan stasioneritas data dalam variansi dengan menggunakan plot *Box-Cox*



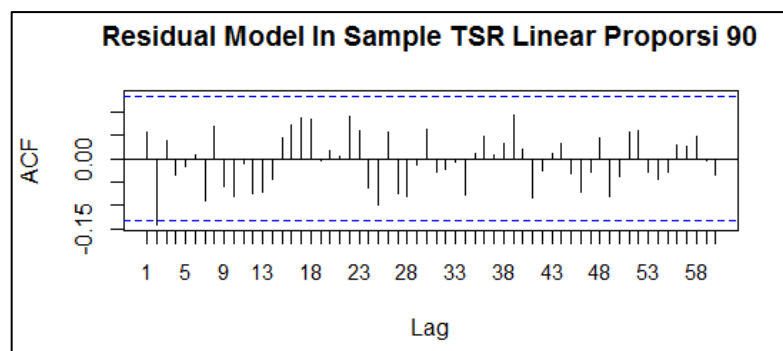
Gambar 2.2 Plot *Box-Cox* data residual model TSR linier

Diperoleh nilai λ sebesar 1,295. Dengan demikian data belum stasioner dalam variansi karena nilai λ tidak sama dengan 1, sehingga perlu dilakukan transformasi *Box-Cox*. Setelah dilakukan transformasi, dilakukan pemeriksaan kembali dan diperoleh nilai λ sebesar 1. Langkah berikutnya adalah pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata. Adapun cara untuk memeriksa stasioneritas dalam rata-rata adalah dengan melihat *ACF plot* pada Gambar 2.3.



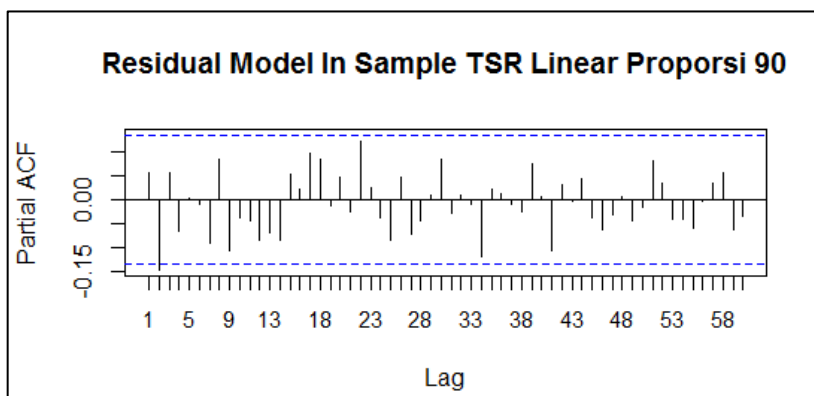
Gambar 2.3 Plot ACF data residual model TSR linier

Pada Gambar 2.3 dapat dilihat bahwa nilai *lag* pada *ACF plot* mengalami *dies down*. Hal ini mengindikasikan bahwa data residual yang telah ditransformasi belum stasioner dalam rata-rata dan perlu dilakukan *differencing* orde 1. Setelah dilakukan *differencing*, diperoleh plot ACF sebagai berikut.



Gambar 2.4 Plot ACF setelah differencing

Berdasarkan Gambar 2.4 dapat dilihat bahwa ACF plot mengalami *cut off* pada lag 2. Dapat disimpulkan bahwa data residual yang telah ditransformasi dan didifferencing orde 1 telah stasioner dalam rata-rata. Tahap selanjutnya adalah menentukan orde AR (p) dan MA (q) dengan melihat plot ACF pada Gambar 2.4 dan plot PACF berikut.



Gambar 2.5 Plot PACF data residual model TSR linier

Pada Gambar 2.4 dapat diketahui bahwa plot ACF mengalami *cut off* pada lag 2. Kemudian pada Gambar 2.5 dapat diketahui bahwa plot PACF juga mengalami *cut off* pada lag 2. Dengan demikian, berdasarkan plot ACF dan plot PACF dapat dibentuk model dugaan ARIMA yaitu ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,2), ARIMA (2,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA (2,1,1), ARIMA (1,1,2), dan ARIMA (2,1,2).

2. Estimasi Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter

Diperoleh hasil estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter yang ditampilkan pada Tabel 2.5.

Tabel 2.5 Estimasi Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter Data Residual Model TSR Linier

No.	Model	Estimasi parameter	t_{hitung}	P -value	t_{tabel}	Keputusan
1	ARIMA (0,1,1)	$\hat{\theta}_1 = 0,080$	0,981	0,328	1,971	H_0 gagal ditolak
2	ARIMA (1,1,0)	$\hat{\phi}_1 = 0,056$	0,826	0,410	1,971	H_0 gagal ditolak
3	ARIMA (0,1,2)	$\hat{\theta}_1 = 0,081$	1,194	0,234	1,971	H_0 gagal

		$\hat{\theta}_2 = -0,159$	-2,345	0,020	1,971	H_0 ditolak
4	ARIMA (2,1,0)	$\hat{\phi}_1 = 0,065$	0,957	0,340	1,971	H_0 gagal ditolak
		$\hat{\phi}_2 = -0,145$	-2,145	0,033	1,971	H_0 ditolak
5	ARIMA (1,1,1)	$\hat{\phi}_1 = -0,528$	-2,682	0,008	1,971	H_0 ditolak
		$\hat{\theta}_1 = 0,647$	3,759	0,000	1,971	H_0 ditolak

Tabel 2.5 Estimasi Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter Data Residual Model TSR Linier (lanjutan)

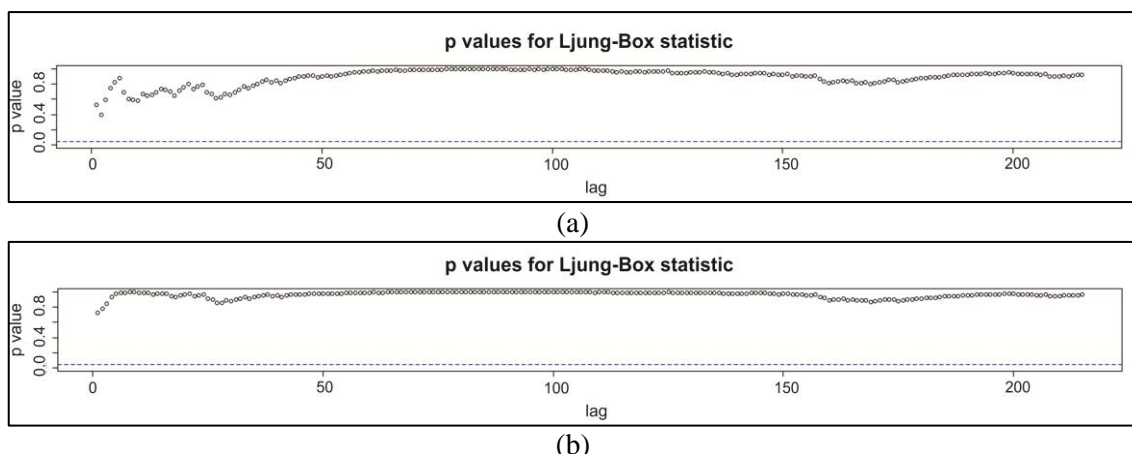
No.	Model	Estimasi parameter	t_{hitung}	P-value	t_{tabel}	Keputusan
6	ARIMA (2,1,1)	$\hat{\phi}_1 = -0,355$	-1,352	0,178	1,971	H_0 gagal ditolak
		$\hat{\phi}_2 = -0,124$	-1,644	0,102	1,971	H_0 gagal ditolak
		$\hat{\theta}_1 = 0,431$	1,662	0,098	1,971	H_0 gagal ditolak
7	ARIMA (1,1,2)	$\hat{\phi}_1 = -0,164$	-0,465	0,643	1,971	H_0 gagal ditolak
		$\hat{\theta}_1 = 0,241$	0,686	0,493	1,971	H_0 gagal ditolak
		$\hat{\theta}_2 = -0,139$	-1,672	0,096	1,971	H_0 gagal ditolak
8	ARIMA (2,1,2)	$\hat{\phi}_1 = -1,465$	-13,076	$2,200 \times 10^{-16}$	1,971	H_0 ditolak
		$\hat{\phi}_2 = -0,799$	-8,225	$1,987 \times 10^{-14}$	1,971	H_0 ditolak
		$\hat{\theta}_1 = 1,590$	15,488	$2,200 \times 10^{-16}$	1,971	H_0 ditolak
		$\hat{\theta}_2 = 0,865$	9,607	$2,200 \times 10^{-16}$	1,971	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 2.5 dapat dilihat bahwa model yang dapat digunakan adalah model ARIMA (1,1,1) dan ARIMA (2,1,2).

3. Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik terdiri dari pengujian residual *white noise* dan residual berdistribusi normal. Pengujian residual *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box* sedangkan pengujian residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.

Berikut adalah hasil pengujian residual *white noise* yang ditampilkan dalam bentuk grafik pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Pengujian residual *white noise* pada model ARIMA (1,1,1) dan model ARIMA (2,1,2)

Berdasarkan Gambar 2.6, diketahui bahwa Gambar 2.6(a) adalah pengujian residual model ARIMA (1,1,1) dan Gambar 2.6(b) adalah pengujian residual model ARIMA (2,1,2). Dapat dilihat pada Gambar 2.6(a) dan 2.6(b) bahwa tiap lag memiliki $p\text{-value} > \alpha = 0,05$ sehingga dapat diputuskan H_0 gagal ditolak dan dapat disimpulkan data residual model ARIMA (1,1,1) dan model ARIMA (2,1,2) memenuhi asumsi *white noise*. Asumsi selanjutnya yang diperiksa adalah apakah data residual tersebut berdistribusi normal. Hasil pengujian residual berdistribusi normal ditampilkan pada Tabel 2.6.

Table 2.6 Pengujian Residual Berdistribusi Normal Pada Model ARIMA (1,1,1) dan Model ARIMA (2,1,2)

No.	Model	D	$P\text{-value}$	Keputusan
1	ARIMA (1,1,1)	0,067	0,288	H_0 gagal ditolak
2	ARIMA (2,1,2)	0,074	0,186	H_0 gagal ditolak

Berdasarkan Tabel 2.6 dapat diketahui bahwa model ARIMA (1,1,1) dan model ARIMA (2,1,2) memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Model ARIMA (1,1,1) dan ARIMA (2,1,2) secara matematis dapat dituliskan pada persamaan berikut:

1. ARIMA (1,1,1)

$$\begin{aligned}
 Z_t &= Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + a_t + \theta_1 a_{t-1} \\
 \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + (-0,528)\hat{Z}_{t-1} - (-0,528)\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + 0,647\hat{a}_{t-1} \\
 \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} - 0,528\hat{Z}_{t-1} + 0,528\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + 0,647\hat{a}_{t-1}
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

2. ARIMA (2,1,2)

$$\begin{aligned}
 Z_t &= Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-1} - \phi_2 Z_{t-3} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} \\
 \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + (-1,465)\hat{Z}_{t-1} - (-1,465)\hat{Z}_{t-2} + (-0,799)\hat{Z}_{t-1} - (-0,799)\hat{Z}_{t-3} \\
 &+ \hat{a}_t + 1,589\hat{a}_{t-1} + 0,865\hat{a}_{t-2} \\
 \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} - 1,465\hat{Z}_{t-1} + 1,465\hat{Z}_{t-2} - 0,799\hat{Z}_{t-1} + 0,799\hat{Z}_{t-3} + \\
 &\hat{a}_t + 1,589\hat{a}_{t-1} + 0,865\hat{a}_{t-2}
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

Dengan menggunakan tahapan yang sama, diperoleh model ARIMA untuk proporsi data *training* 80 pada persamaan berikut:

1. ARIMA (1,1,1)

$$Z_t = Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + a_t + \theta_1 a_{t-1}$$

$$\begin{aligned}\hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + (-0,515)\hat{Z}_{t-1} - (-0,515)\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + 0,650\hat{a}_{t-1} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} - 0,515\hat{Z}_{t-1} + 0,515\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + 0,650\hat{a}_{t-1}\end{aligned}\quad (2.3)$$

2. ARIMA (2,1,1)

$$\begin{aligned}Z_t &= Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-3} + a_t + \theta_1 a_{t-1} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + 0,870\hat{Z}_{t-1} - 0,870\hat{Z}_{t-2} + (-0,204)Z_{t-2} - (-0,204)Z_{t-3} \\ &+ \hat{a}_t + (-0,858)\hat{a}_{t-1} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + 0,870\hat{Z}_{t-1} - 0,870\hat{Z}_{t-2} - 0,204Z_{t-2} + 0,204Z_{t-3} \\ &+ \hat{a}_t - 0,858\hat{a}_{t-1}\end{aligned}\quad (2.4)$$

3. ARIMA (1,1,2)

$$\begin{aligned}Z_t &= Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + 0,594\hat{Z}_{t-1} - 0,594\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + (-0,557)\hat{a}_{t-1} + (-0,272)\hat{a}_{t-2} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + 0,594\hat{Z}_{t-1} - 0,594\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t - 0,557\hat{a}_{t-1} - 0,272\hat{a}_{t-2}\end{aligned}\quad (2.5)$$

Tahapan yang sama juga diterapkan pada proporsi data *training* 70 dan diperoleh model ARIMA pada persamaan berikut:

1. ARIMA (1,1,1)

$$\begin{aligned}Z_t &= Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + a_t + \theta_1 a_{t-1} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + (-0,484)\hat{Z}_{t-1} - (-0,484)\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + 0,644\hat{a}_{t-1} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} - 0,484\hat{Z}_{t-1} + 0,484\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + 0,644\hat{a}_{t-1}\end{aligned}\quad (2.6)$$

2. ARIMA (2,1,1)

$$\begin{aligned}Z_t &= Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-3} + a_t + \theta_1 a_{t-1} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + 0,903\hat{Z}_{t-1} - 0,903\hat{Z}_{t-2} + (-0,222)Z_{t-2} - (-0,222)Z_{t-3} + \hat{a}_t \\ &+ (-0,857)\hat{a}_{t-1} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + 0,903\hat{Z}_{t-1} - 0,903\hat{Z}_{t-2} - 0,222Z_{t-2} + 0,222Z_{t-3} + \hat{a}_t \\ &- 0,857\hat{a}_{t-1}\end{aligned}\quad (2.7)$$

3. ARIMA (1,1,2)

$$\begin{aligned}Z_t &= Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + 0,615\hat{Z}_{t-1} - 0,615\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + (-0,542)\hat{a}_{t-1} + (-0,288)\hat{a}_{t-2} \\ \hat{Z}_t &= \hat{Z}_{t-1} + 0,615\hat{Z}_{t-1} - 0,615\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t - 0,542\hat{a}_{t-1} - 0,288\hat{a}_{t-2}\end{aligned}\quad (2.8)$$

2.5 Model *Hybrid* TSR-ARIMA

Setelah diperoleh model TSR linier dan model ARIMA dari residual TSR linier, maka selanjutnya membentuk model *hybrid* TSR linier-ARIMA

1. Estimasi Model *Hybrid* TSR-ARIMA

Diperoleh model *hybrid* TSR linier-ARIMA sebagai berikut:

a. Proporsi 90:10

Model 1: *Hybrid* TSR linier-ARIMA (1,1,1)

$$\hat{H}_t = 3.730,485 - 5,098t + \hat{Z}_{t-1} - 0,528\hat{Z}_{t-1} + 0,528\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + 0,647\hat{a}_{t-1}\quad (2.9)$$

Model 2: *Hybrid* TSR linier-ARIMA (2,1,2)

$$\begin{aligned}\hat{H}_t &= 3.730,485 - 5,098t + \hat{Z}_{t-1} - 1,465\hat{Z}_{t-1} + 1,465\hat{Z}_{t-2} - 0,799\hat{Z}_{t-1} \\ &+ 0,799\hat{Z}_{t-3} + \hat{a}_t + 1,589\hat{a}_{t-1} + 0,865\hat{a}_{t-2}\end{aligned}\quad (2.10)$$

Diperoleh hasil peramalan dari model *hybrid* TSR linier-ARIMA proporsi 90:10 pada Tabel 2.7.

Tabel 2.7 Hasil Peramalan Model *Hybrid* TSR linier-ARIMA dengan Proporsi 90:10

Periode	Tanggal	Harga saham		Periode	Tanggal	Harga saham	
		Model 1	Model 2			Model 1	Model 2
241	04/01/2021	3.322	3.340	251	18/01/2021	3.268	3.279
242	05/01/2021	3.313	3.308	252	19/01/2021	3.263	3.264
243	06/01/2021	3.310	3.322	253	20/01/2021	3.258	3.268
244	07/01/2021	3.303	3.310	254	21/01/2021	3.253	3.258
245	08/01/2021	3.300	3.299	255	22/01/2021	3.248	3.253
246	11/01/2021	3.293	3.308	256	25/01/2021	3.243	3.252
247	12/01/2021	3.289	3.287	257	26/01/2021	3.238	3.241
248	13/01/2021	3.283	3.295	258	27/01/2021	3.233	3.241
249	14/01/2021	3.278	3.284	259	28/01/2021	3.227	3.232
250	15/01/2021	3.273	3.277	260	29/01/2021	3.222	3.228

b. Proporsi 80:20

Model 1: *Hybrid* TSR linier-ARIMA (1,1,1)

$$\hat{H}_t = 3.776,706 - 5,755t + \hat{Z}_{t-1} - 0,515\hat{Z}_{t-1} + 0,515\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + 0,650\hat{a}_{t-1} \quad (2.11)$$

Model 2: *Hybrid* TSR linier-ARIMA (2,1,1)

$$\hat{H}_t = 3.776,706 - 5,755t + \hat{Z}_{t-1} + 0,870\hat{Z}_{t-1} - 0,870\hat{Z}_{t-2} - 0,204\hat{Z}_{t-2} + 0,204\hat{Z}_{t-3} + \hat{a}_t - 0,858\hat{a}_{t-1} \quad (2.12)$$

Model 3: *Hybrid* TSR linier-ARIMA (1,1,2)

$$\hat{H}_t = 3.776,706 - 5,755t + \hat{Z}_{t-1} + 0,594\hat{Z}_{t-1} - 0,594\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t - 0,557\hat{a}_{t-1} - 0,272\hat{a}_{t-2} \quad (2.13)$$

Diperoleh hasil peramalan dari model *hybrid* TSR linier-ARIMA proporsi data 80:20 pada Tabel 2.8.

Tabel 2.8 Hasil Peramalan Model *Hybrid* TSR linier-ARIMA dengan Proporsi 80:20

Periode	Harga Saham			Periode	Harga Saham		
	Model 1	Model 2	Model 3		Model 1	Model 2	Model 3
241	3.323	3.340	3.340	251	3.262	3.275	3.280
242	3.312	3.325	3.330	252	3.256	3.269	3.274
243	3.309	3.321	3.326	253	3.251	3.263	3.268
244	3.302	3.316	3.320	254	3.245	3.258	3.262
245	3.297	3.309	3.314	255	3.239	3.252	3.256
246	3.290	3.304	3.308	256	3.233	3.246	3.251
247	3.285	3.298	3.303	257	3.228	3.240	3.245
248	3.279	3.292	3.297	258	3.222	3.235	3.239
249	3.274	3.286	3.291	259	3.216	3.229	3.233
250	3.268	3.281	3.285	260	3.210	3.223	3.228

c. Proporsi 70:30

Model 1: *Hybrid* TSR linier-ARIMA (1,1,1)

$$\hat{H}_t = 3.775,825 - 5,742t + \hat{Z}_{t-1} - 0,484\hat{Z}_{t-1} + 0,484\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + 0,644\hat{a}_{t-1} \quad (2.14)$$

Model 2: *Hybrid* TSR linier-ARIMA (2,1,1)

$$\hat{H}_t = 3.775,825 - 5,742t + \hat{Z}_{t-1} + 0,903\hat{Z}_{t-1} - 0,903\hat{Z}_{t-2} - 0,222\hat{Z}_{t-2} + 0,222\hat{Z}_{t-3} + \hat{a}_t - 0,857\hat{a}_{t-1} \quad (2.15)$$

Model 3: *Hybrid* TSR linier-ARIMA (1,1,2)

$$\hat{H}_t = 3.775,825 - 5,742t + \hat{Z}_{t-1} + 0,615\hat{Z}_{t-1} - 0,615\hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t - 0,542\hat{a}_{t-1} - 0,288\hat{a}_{t-2} \quad (2.16)$$

Diperoleh hasil peramalan dari model *hybrid* TSR linier-ARIMA proporsi data 70:30 yang ditampilkan pada Tabel 2.9.

Tabel 2.9 Hasil Peramalan Model *Hybrid* TSR linier-ARIMA dengan Proporsi 70:30

Periode	Harga Saham			Periode	Harga Saham		
	Model 1	Model 2	Model 3		Model 1	Model 2	Model 3
241	3.324	3.340	3.339	251	3.263	3.275	3.278
242	3.313	3.325	3.328	252	3.257	3.270	3.272
243	3.310	3.321	3.324	253	3.252	3.263	3.266
244	3.303	3.316	3.318	254	3.246	3.258	3.261
245	3.298	3.310	3.312	255	3.240	3.252	3.255
246	3.292	3.304	3.306	256	3.234	3.247	3.249
247	3.286	3.298	3.301	257	3.229	3.241	3.243
248	3.280	3.292	3.295	258	3.223	3.235	3.238
249	3.275	3.286	3.290	259	3.217	3.229	3.232
250	3.269	3.287	3.284	260	3.211	3.223	3.226

2. Menghitung Nilai MAD, MAPE, dan RMSE

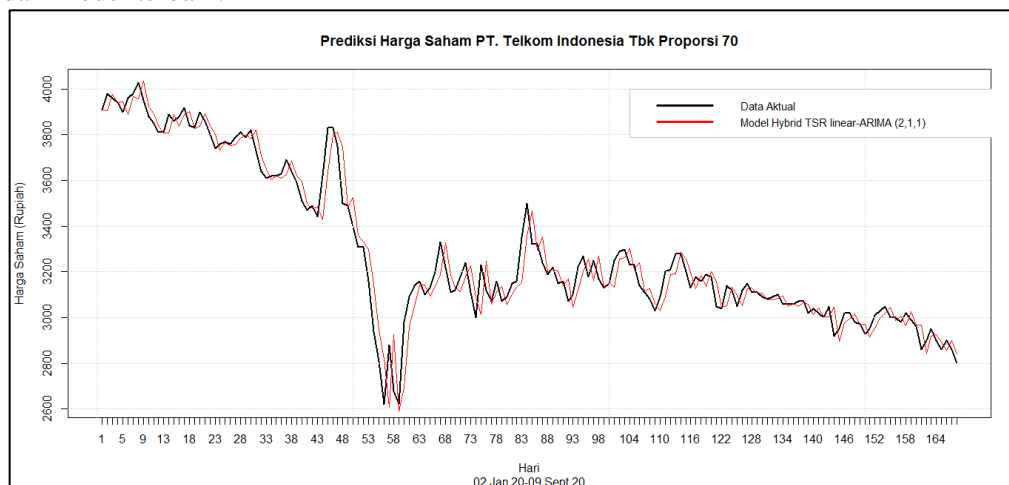
Diperoleh nilai MAD, MAPE, dan RMSE dari tiga proporsi data *testing* yang berbeda pada tabel berikut.

Tabel 2.10 Nilai MAD, MAPE, dan RMSE Model *Hybrid* TSR-ARIMA

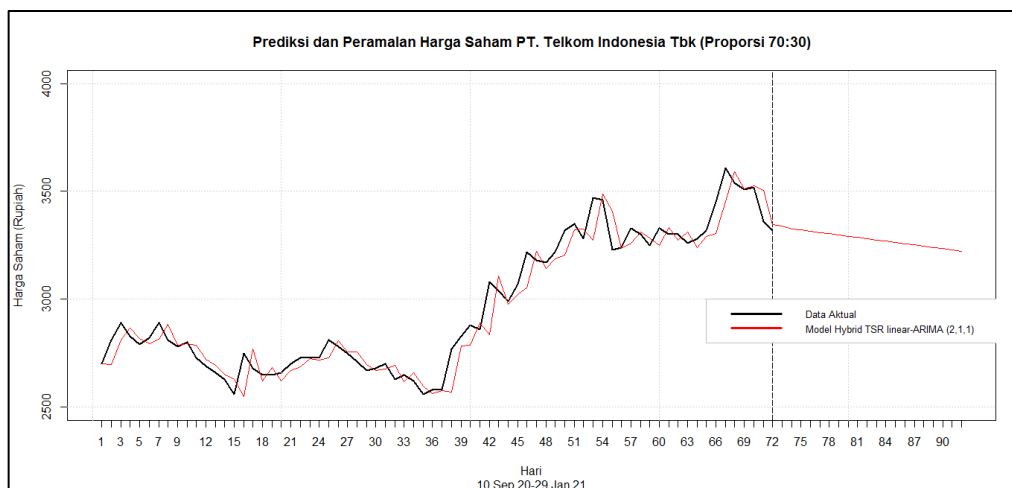
Proporsi data <i>testing</i>	Model <i>Hybrid</i>	MAD	MAPE (%)	RMSE
10	TSR linier-ARIMA (1,1,1)	66,994	1,986	89,514
	TSR linier-ARIMA (2,1,2)	66,271	1,963	87,792
20	TSR linier-ARIMA (1,1,1)	61,437	1,955	84,934
	TSR linier-ARIMA (2,1,1)	59,200	1,887	84,095
	TSR linier-ARIMA (1,1,2)	59,400	1,894	84,363
30	TSR linier-ARIMA (1,1,1)	57,778	1,914	79,446
	TSR linier-ARIMA (2,1,1)	56,595	1,880	78,663
	TSR linier-ARIMA (1,1,2)	56,642	1,881	78,746

Pada Tabel 2.10 dapat dilihat bahwa seluruh model *hybrid* memiliki nilai MAD yang tidak jauh berbeda, begitu juga pada nilai MAPE dan RMSE. Adapun nilai MAPE yang diperoleh pada seluruh model *hybrid* bernilai dibawah 10%, sehingga dapat disimpulkan bahwa seluruh model *hybrid* pada penelitian ini merupakan model peramalan yang sangat baik dalam memodelkan dan meramalkan harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk. Dari seluruh model *hybrid*, terdapat satu model *hybrid* yang memiliki nilai MAD, MAPE, dan RMSE terkecil, yaitu

model *hybrid* TSR linier-ARIMA (2,1,1) dengan proporsi data *testing* 30 dan *training* 70. Berikut akan ditampilkan grafik prediksi dan peramalan harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk dari model terbaik.



Gambar 2.7 Prediksi harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk



Gambar 2.8 Prediksi dan peramalan harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk

Pada Gambar 2.7, model *hybrid* TSR linier-ARIMA (2,1,1) dengan proporsi 70 memiliki hasil prediksi yang menyerupai pola data aktual. Kemudian pada Gambar 2.8, dari data ke 1 sampai dengan data ke 72 merupakan data aktual dan prediksi berdasarkan data *testing*. Data hasil peramalan dimulai pada data ke 73 sampai dengan 92 yang merupakan peramalan harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk periode 04 Januari 2021 sampai dengan 29 Januari 2021. Pola yang terbentuk pada data peramalan membentuk pola *trend* turun.

3. KESIMPULAN DAN SARAN

3.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh model terbaik, yaitu model *hybrid* TSR linier-ARIMA (2,1,1) dengan proporsi 70:30. Model *hybrid* terbaik memiliki nilai MAD sebesar 56,595, nilai MAPE sebesar 1,880%, dan nilai RMSE sebesar 78,663, sedangkan model TSR linier dengan proporsi 70:30 memiliki nilai MAD sebesar 393,030, nilai MAPE sebesar 12,072%, dan nilai RMSE sebesar 554,651. Hal ini dapat disimpulkan bahwa dalam penelitian ini model *hybrid* lebih baik dibandingkan model TSR linier. Hasil peramalan harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk oleh model terbaik menunjukkan pola *trend* naik.

3.2 Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya, dapat menggunakan penggabungan model peramalan dengan struktur gabungan linier- *non* linier, contohnya model *hybrid* TSR linier - *Radial Basis Function* (RBF). Harga saham yang bersifat tidak menentu dan sering ditemukan bersifat fluktuatif dapat menyebabkan harga saham menjadi data yang *non* linier.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aswi & Sukarna, 2006. *Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. Makassar: Andira Publisher.
- [2] Bowerman, B.L. & O'Connell R.T., 1987. *Time Series Forecasting: Unified Concepts And Computer Implementation: Second Edition*. United States of America: PWS Publishers.
- [3] Box, G.E.P. & Cox, D.R., 1964. An Analysis of Transformations. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Vol. 26, No. 2, 211-252.
- [4] Daniel, W.W., 2000. *Applied Nonparametric Statistics* (2nd Ed.). Boston: Duxbury Press.
- [5] Hajirahimi, Z. & Mehdi K., 2019. Hybrid structures in time series modeling and forecasting: A review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 89, 83-85.
- [6] Hejase, H.A.N. & Ali H.A., 2012. Time Series Regression Model For Prediction Of Mean Daily Global Solar Radiation In Al-Ain UEA. *International Scholarly Research Network (ISRN) Renewable Energy*. Vol. 2012, 1-9.
- [7] Hyndman, R.J. & Athanasopoulos, G., 2018. *Forecasting: Principles and Practice: Second Edition*. Monash University, Australia. <https://otexts.com/fpp2/>. [10 November 2021].
- [8] Jannah, M. & Indah N.F.H., 2019. Penaksiran Parameter Model Autoregressive Orde (1) Dengan Menggunakan Metode Likelihood Maksimum. *Mathematics & Applications Journal*, Vol. 1, No. 2, 43-44
- [9] Makridakis, S., Wheelwright S. C., & McGee V. E., 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan, Jilid 1*. Jakarta: Erlangga.
- [10] Montgomery, D.C. & Johnson L.A., 1998. *Forecasting and time series analysis*. United States of America: McGraw-Hill Inc.
- [11] Oberstone, J., 1990. *Management Science: Concepts, Insights, and Applications*. New York: West Publisher Co.
- [12] PT. Telkom Indonesia, 2020. *Tentang Telkomgroup*. https://www.telkom.co.id/sites/about-telkom/id_ID/page/profil-dan-riwayat-singkat-22. [10 November 2021]
- [13] Rencher, A. C. & Schaalje G. B., 2008. *Linier Models in Statistic Second Edition*. New Jersey: Wiley and Sons
- [14] Subagyo, P., 1986. *Forecasting Konsep dan Aplikasi*. Yogyakarta: BPFE Yogyakarta.
- [15] Wei, W.W.S., 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods: Second Edition*. New York: Pearson Education Inc.
- [16] Zhang, G.P., 2003. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, Vol. 50, 159-173.