

Combined Model Time Series Regression – ARIMA on Stocks Prices

Desi^{1*}, Setyo Wira Rizki², Yundari³

^{1,2} Program Studi Statistika, Universitas Tanjungpura, Pontianak, Indonesia.

³ Program Studi Matematika, Universitas Tanjungpura, Pontianak, Indonesia.

Corresponding author*: desi01@student.untan.ac.id

Manuscript submitted : September 2022;

Accepted for publication : October 2022.

doi : <https://doi.org/10.30598/tensorvol3iss2pp65-72>

Abstract: Stock price data tend to experience a linear trend and fluctuate over time. So that forecasting is needed to predict stock prices in the next period. The nature of the linear trend can be modeled by linear time series regression and ARIMA. The purpose of this study is to form a combined model time series regression linear – ARIMA and predict stock prices using the combined model time series regression linear – ARIMA. Combining two models can increase the level of forecasting accuracy compared to using separate models. The data used is the daily closing price of PT Unilever Indonesia Tbk for the period January 4, 2021 to December 30, 2021. The data forms a trend pattern that tends to be linear. The data is divided into in sample and out sample data with a proportion of 80:20. The model time series regression linear is formed by regressing the trend variable and stock closing price variable. From the model time series regression, the residual value is sought that will be used to form the ARIMA model. The model time series regression linear is then combined with the ARIMA model, where the model formed is a combined model time series regression linear – ARIMA (0,1,1) with the MAPE is 1.349906%. The results of PT Unilever Tbk's stock price forecasting for the period January 3, 2022 to January 21, 2022, continued to decline. The highest forecasting results occurred on January 3, 2022, amounting to 4,091.253. While the lowest forecasting results occurred on January 21, 2022, which amounted to 3,827.192.

Keywords: Forecasting, Combined time series regression linear – ARIMA.

1. Pendahuluan

Saham merupakan bukti penyertaan modal atau kepemilikan dalam suatu perusahaan, sehingga pemegang saham mempunyai hak untuk mendapatkan sebagian keuntungan yang diperoleh perusahaan [1]. Harga saham bersifat fluktuatif artinya harga saham terus mengalami perubahan yaitu bisa naik dan bisa juga turun. Berdasarkan hal tersebut maka perlu dilakukan peramalan harga saham. Sehingga dapat diketahui harga saham yang mungkin terjadi dikemudian hari. Peramalan adalah suatu cara yang dilakukan untuk memprediksi keadaan dimasa depan dengan memanfaatkan data runtun waktu. Data runtun waktu adalah data yang diambil berdasarkan urutan waktu [2].

Peramalan dapat dilakukan dengan menggabungkan model regresi runtun waktu atau *Time Series Regression* (TSR) dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model regresi runtun waktu merupakan model peramalan dimana variabel independen dan dependen adalah data runtun waktu. Pola hubungan yang bisa terbentuk pada model regresi runtun waktu adalah garis lurus yang disebut dengan regresi runtun waktu linier [3]. Sedangkan model ARIMA merupakan model

peramalan yang dapat digunakan untuk setiap pola data. Peramalan dengan model ARIMA hanya menggunakan variabel dependen [2]. Penggabungan model regresi runtun waktu linier dan ARIMA membentuk model gabungan regresi runtun waktu linier - ARIMA. Model gabungan adalah teknik menggabungkan dua model peramalan dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi peramalan [4].

Penelitian ini bertujuan untuk membentuk model gabungan regresi runtun waktu linier - ARIMA dan meramalkan harga saham periode 3 Januari 2022 sampai dengan 21 Januari 2022 menggunakan model gabungan regresi runtun waktu linier - ARIMA. Studi kasus dalam penelitian ini yaitu menggunakan harga penutupan saham harian PT. Unilever Indonesia Tbk yang bersumber dari *yahoo.finance.com* periode 4 Januari 2021 sampai dengan 30 Desember 2021.

Data dibagi menjadi dua yaitu data *in sample* dan *out sample* dengan proporsi 80:20. Selanjutnya meregresikan variabel tren dan variabel harga penutupan saham menggunakan data *in sample* untuk membentuk model regresi runtun waktu linier. Setelah model regresi runtun waktu linier diperoleh kemudian dilanjutkan dengan menghitung nilai residual dari model tersebut yang selanjutnya akan digunakan untuk membentuk model ARIMA. Data residual dari model regresi runtun waktu linier dilakukan uji stasioneritas. Jika data sudah stasioner dalam varians dan mean maka selanjutnya dilakukan proses identifikasi model menggunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Kemudian melakukan estimasi dan uji signifikansi parameter model. Selanjutnya melakukan uji residual menggunakan uji residual *white noise* dan residual berdistribusi normal. Setelah model ARIMA terbentuk dilanjutkan dengan menggabungkan model regresi runtun waktu linier dengan ARIMA sehingga membentuk model gabungan regresi runtun waktu linier - ARIMA. Kemudian menghitung nilai MAPE dan meramalkan harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk.

1.1. Runtun Waktu

Runtun waktu merupakan kumpulan pengamatan pada suatu variabel yang diamati dari waktu ke waktu serta dicatat secara berurutan waktu kejadian dengan interval waktu yang tetap. Dalam analisis runtun waktu data harus stasioner dalam varians dan mean. Stasioneritas adalah suatu keadaan dimana data tidak mengalami perubahan yang signifikan. Data yang tidak stasioner dalam varians dapat distasionerkan dengan transformasi Box-Cox yang dinyatakan dalam persamaan berikut [5]:

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

dimana Z_t adalah variabel dependen pada periode waktu ke- t dan λ adalah nilai estimasi parameter transformasi.

Sedangkan data yang tidak stasioner dalam mean dapat di stasionerkan dengan proses *differencing*. *Differencing* pada orde ke- d dapat dinyatakan dalam persamaan berikut [5]:

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

dimana ∇ adalah *differencing*, Z_t adalah variabel dependen pada periode waktu ke- t , B adalah operator *backshift* dan d adalah derajat *differencing*.

1.2. Regresi Runtun Waktu

Secara umum regresi runtun waktu mempunyai model yang sama dengan regresi linier. Perbedaan antara regresi runtun waktu linier terletak pada variabel independen dan dependen yang digunakan merupakan data runtun waktu. Model regresi runtun waktu dinyatakan dalam persamaan berikut [6]:

$$Y_t = trend + seasonal + \varepsilon_t$$

dimana Y_t adalah variabel dependen pengamatan ke- t , *trend* adalah komponen tren, *seasonal* adalah komponen musiman dan ε_t adalah nilai residual periode ke- t . Model regresi runtun waktu linier merupakan suatu pemodelan dengan data yang digunakan merupakan data runtun waktu yang mempunyai pola data tren yang linier naik atau turun. Model regresi runtun waktu linier dapat dinyatakan dalam persamaan berikut [6]:

$$Y_t = trend + \varepsilon_t$$

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 T_t + \varepsilon_t$$

dimana Y_t adalah variabel dependen pengamatan ke- t , β_0 adalah konstanta, β_1 adalah parameter model regresi, T_t adalah komponen tren periode ke- t , dan ε_t adalah nilai residual periode ke- t .

1.3. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA merupakan gabungan antara model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan proses *differencing* [5]. ARIMA dikenal juga dengan metode *Box-Jenkins*. ARIMA dapat digunakan jika observasi dari data runtun waktu saling berhubungan. Peramalan dapat dilakukan dengan model ARIMA yaitu dengan menentukan hubungan statistik yang baik antara variabel yang diramal dengan nilai historis dari variabel tersebut. Secara umum ARIMA dinyatakan dengan notasi ARIMA (p,d,q) dengan p adalah orde AR, d adalah orde *differencing*, dan q adalah orde MA. Model ARIMA dapat dinyatakan dalam persamaan berikut [7]:

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

dimana Z_t adalah variabel dependen pada waktu ke- t , ϕ_p adalah parameter persamaan AR, B adalah operator *backshift*, d adalah derajat *differencing*, θ_q adalah parameter persamaan MA dan e_t adalah nilai residual pada waktu ke- t .

Dalam membentuk model ARIMA harus memenuhi uji diagnostik. Uji diagnostik dilakukan untuk memprediksi apakah model layak atau tidak dipilih untuk model terbaik. Uji diagnostik dibagi menjadi dua yaitu residual harus memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Asumsi *white noise* dapat diuji menggunakan uji *Ljung-Box* dengan uji hipotesis dan kriteria uji sebagai berikut [5]:

Hipotesis: H_0 : Residual bersifat *white noise*

H_1 : Residual tidak bersifat *white noise*

Statistik Uji:

$$Q = n(n + 2) \sum_k^K \frac{\hat{\rho}_{rk}^2}{(n - k)}$$

dimana Q adalah uji *Ljung-Box*, $\hat{\rho}_{rk}$ adalah autokorelasi residual pada saat lag ke- k , k adalah lag waktu, dan n adalah banyaknya pengamatan.

Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0 jika nilai $Q > \chi_{\alpha,(k-p-q)}^2$ atau $p - value < \alpha$.

Asumsi residual berdistribusi normal dapat diuji menggunakan uji Kolmogorov Smirnov dengan uji hipotesis dan kriteria uji sebagai berikut [8]:

Hipotesis: H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik Uji:

$$D = \sup_x |F(x) - F_0(x)|$$

dimana D adalah uji Kolmogorov Smirnov, $F(x)$ adalah fungsi peluang kumulatif, $F_0(x)$ adalah fungsi peluang kumulatif distribusi normal, dan \sup adalah nilai supremum untuk semua x .

Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0 jika nilai $D > D_{\alpha;n}$ atau $p - value < \alpha$.

1.4. Gabungan Regresi Runtun Waktu Linier – ARIMA

Model gabungan regresi runtun waktu linier – ARIMA merupakan kombinasi dari model regresi runtun waktu linier dan ARIMA. Penggabungan dua model yang berbeda akan menambah tingkat akurasi peramalan dibandingkan dengan menggunakan model secara terpisah [9]. Karena penggabungan beberapa model akan mengkombinasikan setiap kelebihan dari setiap model, sehingga kekurangan setiap model dapat teratasi. Model gabungan regresi runtun waktu linier – ARIMA dapat dinyatakan dalam persamaan berikut [6]:

$$H_t = Y_t + Z_t + \varepsilon_t$$

dimana H_t adalah model gabungan regresi runtun waktu linier – ARIMA, Y_t adalah variabel dependen pengamatan ke- t , Z_t adalah variabel dependen pada periode ke- t , dan ε_t adalah nilai residual periode ke- t .

1.5. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

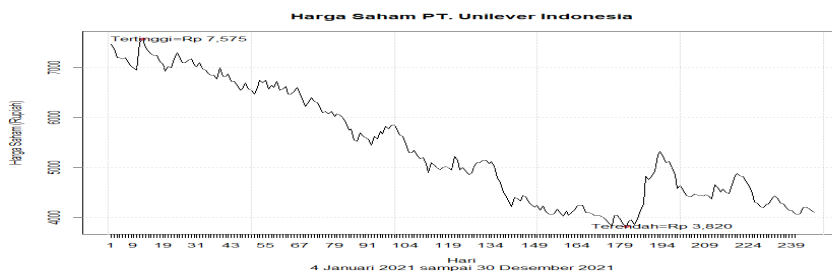
MAPE adalah suatu persamaan yang digunakan untuk mengetahui rata-rata harga mutlak dari persentase kesalahan tiap model. Semakin kecil rata-rata persentase error maka tingkat akurasi peramalan akan semakin besar. Sedangkan jika rata-rata persentase error semakin besar maka tingkat keakuratan semakin kecil. MAPE dapat dinyatakan dalam persamaan berikut [5]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

dimana Y_t adalah data aktual pada periode ke- t , \hat{Y}_t adalah data prediksi pada periode ke- t , dan n banyaknya data pengamatan.

2. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga penutupan saham harian PT. Unilever Indonesia Tbk periode 4 Januari 2021 sampai dengan 30 Desember 2021 yang bersumber dari *yahoo.finance.com*. Data dibagi menjadi dua yaitu data *in sample* dan *out sample* dengan proporsi 80:20. Data *in sample* berjumlah 197 data yaitu data pada periode 4 Januari 2021 sampai 21 Oktober 2021. Sedangkan data *out sample* terdiri dari 50 data yaitu data periode 22 Oktober 2021 sampai 30 Desember 2021. Pada Gambar 1 ditampilkan plot harga penutupan saham PT. Unilever Indonesia Tbk.



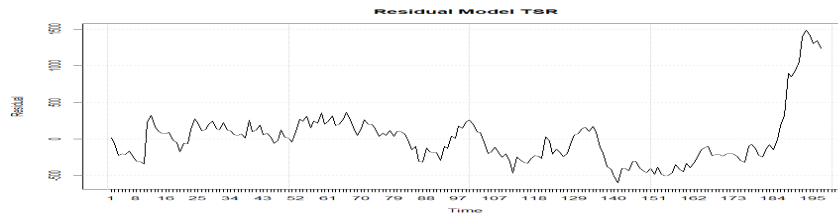
Gambar 1. Plot harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk

2.1. Model Regresi Runtun Waktu Linier

Data *in sample* digunakan untuk membentuk model regresi runtun waktu linier, dimana variabel dependen adalah tren sedangkan variabel independen adalah harga penutupan saham PT. Unilever Indonesia Tbk. Setelah dilakukan perhitungan diperoleh model regresi runtun waktu linier adalah sebagai berikut.

$$\hat{Y}_t = 7.477,5179 - 18,8615T_t$$

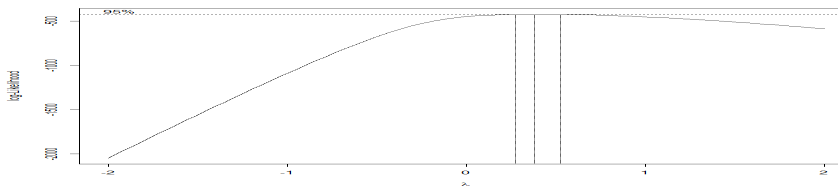
Persamaan tersebut menunjukkan bahwa jika tidak ada pengaruh tren maka harga saham akan konstan sebesar 7.477,5179. Sedangkan untuk setiap penambahan 1% tren maka harga saham akan menurun sebesar 18,8615. Koefisien regresi bernilai negatif menunjukkan bahwa semakin bertambah tren maka harga saham akan semakin menurun. Nilai residual dari model regresi runtun waktu linier akan digunakan untuk membentuk model ARIMA. Plot data residual model regresi runtun waktu linier ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot data residual model regresi runtun waktu linier

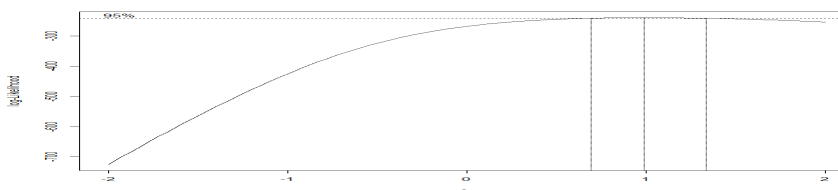
2.2. Model ARIMA

Membentuk model ARIMA harus menggunakan data yang stasioner, oleh karena itu data residual dari model regresi runtun waktu linier harus dilakukan pemeriksaan stasioneritas untuk mengetahui apakah data stasioner dalam varians dan *mean*. Memeriksa stasioner data dalam varians dapat dilakukan dengan transformasi *Box-Cox*. Pada Gambar 3 ditampilkan hasil pemeriksaan stasioneritas dalam varians menggunakan transformasi *Box-Cox*.



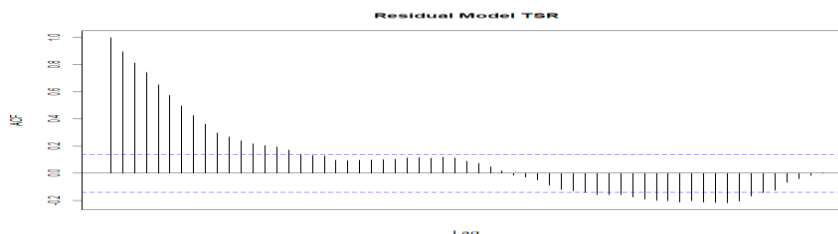
Gambar 3. Plot *Box-Cox* data residual model regresi runtun waktu linier

Berdasarkan Gambar 3 diketahui bahwa data tidak stasioner dalam varians karena nilai $\lambda \neq 1$. Sehingga perlu dilakukan transformasi. Pada Gambar 4 ditampilkan hasil pemeriksaan stasioneritas dalam varians setelah dilakukan transformasi.



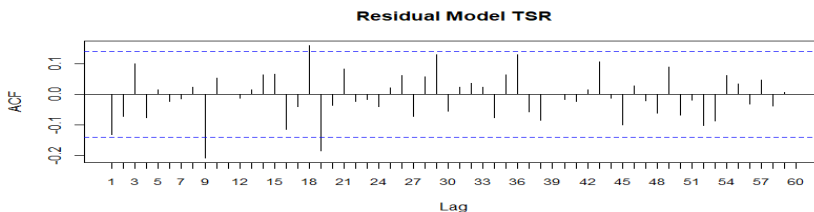
Gambar 4 Plot *Box-Cox* setelah proses transformasi

Berdasarkan Gambar 4 diketahui bahwa data sudah stasioner dalam varians karena nilai $\lambda = 1$. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan stasioneritas dalam mean menggunakan plot ACF yang ditampilkan pada Gambar 5.



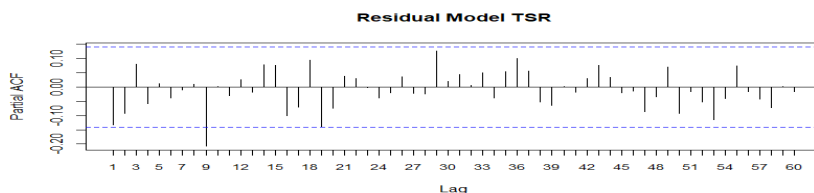
Gambar 5 Plot ACF

Berdasarkan Gambar 5 terlihat bahwa lag pada plot ACF membentuk pola *dies down*. Hal ini berarti bahwa data belum stasioner dalam *mean*, sehingga perlu dilakukan proses *differencing* orde 1. Pada Gambar 5 ditampilkan plot ACF setelah proses *differencing*.



Gambar 6. Plot ACF differencing

Berdasarkan Gambar 6 terlihat bahwa plot ACF yang terbentuk setelah melalui proses differencing mengalami cut off pada lag ke 9, 18 dan 19. Hal ini menunjukkan bahwa data sudah stasioner dalam mean. Kemudian mengidentifikasi model menggunakan plot ACF pada Gambar 6 dan plot PACF pada Gambar 7 berikut.



Gambar 7. PACF

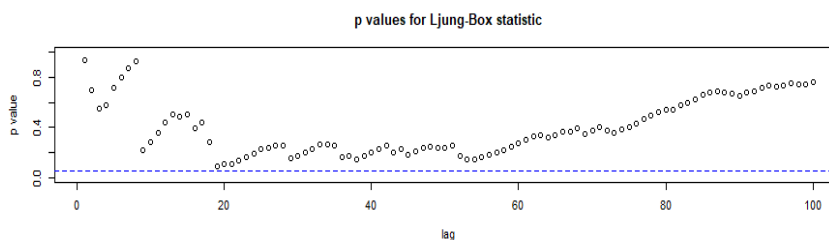
Berdasarkan Gambar 5 terlihat bahwa pada plot ACF terjadi cut off pada lag ke 9, 18 dan 19. Sedangkan pada Gambar 7 terlihat bahwa plot PACF mengalami cut off pada lag ke 9. Karena cut off pada lag ke 9, 18, dan 19 terlalu besar, sehingga tidak digunakan untuk membuat model dengan orde tinggi. Berdasarkan hal tersebut model yang akan dibentuk hanya sampai lag 2 yaitu ARIMA (0,1,1), ARIMA (0,1,2), ARIMA (1,1,0), ARIMA (2,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA (2,1,1), ARIMA (1,1,2) dan ARIMA (2,1,2). Selanjutnya adalah estimasi parameter dan uji signifikansi parameter, dimana parameter signifikan jika $p\text{-value} < 0,05$. Estimasi parameter dan uji signifikansi parameter ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Estimasi parameter dan uji signifikansi parameter

Model	Parameter	P-value	Keputusan	AIC
ARIMA (0,1,1)	$\theta_1 = -0,149664$	0,04292	Signifikan	617,54
ARIMA (0,1,2)	$\theta_1 = -0,132631$	0,07325	Tidak Signifikan	618,98
	$\theta_2 = -0,059654$	0,45583		
ARIMA (1,1,0)	$\phi_1 = -0,130772$	0,06595	Tidak Signifikan	618,08
ARIMA (2,1,0)	$\phi_1 = -0,143157$	0,04548	Signifikan	618,45
	$\phi_2 = -0,091252$	0,20156		
ARIMA (1,1,1)	$\phi_1 = 0,189050$	0,6336	Tidak Signifikan	619,28
	$\theta_1 = -0,333440$	0,3802		
ARIMA (2,1,1)	$\phi_1 = -0,696307$	0,004149	Signifikan	618,81
	$\phi_2 = -0,179151$	0,012417		
ARIMA (1,1,2)	$\theta_1 = 0,560418$	0,018611	Signifikan	619,54
	$\phi_1 = -0,546419$	0,03667		
ARIMA (2,1,2)	$\theta_1 = 0,420481$	0,10503	Tidak Signifikan	620,33
	$\theta_2 = -0,157060$	0,01901		
ARIMA (2,1,2)	$\phi_1 = -1,032000$	0,6492	Tidak Signifikan	620,33
	$\phi_2 = -0,488170$	0,7844		
	$\theta_1 = 0,917600$	0,7149		
	$\theta_2 = 0,320810$	0,8713		

Berdasarkan Tabel 1 terdapat dua model yang signifikan yaitu ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (2,1,1). Maka untuk menentukan model terbaik berdasarkan pada nilai AIC yang paling kecil. Sehingga diperoleh model

terbaik sebagai model awal adalah model ARIMA (0,1,1) dengan nilai AIC sebesar 617,54. Selanjutnya model ARIMA (0,1,1) akan diuji residual *white noise* dan berdistribusi normal. Hasil uji residual *white noise* ditampilkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Pengujian residual *white noise*

Berdasarkan Gambar 8 terlihat bahwa lag memiliki *p-value* > 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (0,1,1) memiliki asumsi *white noise*. Selanjutnya melakukan uji normalitas untuk mengetahui apakah residual berdistribusi normal. Hasil uji normalitas ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Uji normalitas

Model	D	<i>P-value</i>	Keputusan
ARIMA (0,1,1)	0,07429	0,227	Normal

Berdasarkan Tabel 2 diketahui bahwa residual berdistribusi normal karena *p-value* > 0,05. Karena model ARIMA (0,1,1) memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Maka model tersebut dapat digabungkan dengan model regresi runtun waktu linier untuk meramalkan harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk. Model ARIMA (0,1,1) dapat dinyatakan dalam persamaan berikut.

$$Z_t = Z_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + e_t + 0,149664e_{t-1}$$

2.3. Model Gabungan Regresi Runtun Waktu Linier – ARIMA

Model gabungan regresi runtun waktu linier – ARIMA dibentuk dengan menggabungkan model regresi runtun waktu linier dengan model ARIMA. Sehingga membentuk model gabungan regresi runtun waktu linier – ARIMA (0,1,1). Persamaan dari model gabungan regresi runtun waktu linier – ARIMA (0,1,1) adalah sebagai berikut.

$$\hat{H}_t = 7.477,5179 - 18,8615T_t + Z_{t-1} + e_t + 0,149664e_{t-1}$$

2.4. Akurasi Model

Setelah model terbentuk selanjutnya adalah menghitung nilai akurasi dari model gabungan regresi runtun waktu linier – ARIMA (0,1,1) dengan menghitung nilai MAPE. Diperoleh nilai MAPE dari data *out sample* adalah 1,349906% yang menunjukkan bahwa model gabungan regresi runtun waktu linier – ARIMA (0,1,1) sangat baik digunakan untuk peramalan harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk.

2.5. Peramalan Harga Saham

Hasil peramalan harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk selama 15 hari kedepan yaitu periode 3 Januari 2022 sampai dengan 21 Januari 2022 ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil peramalan harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk

Tanggal	Harga Saham	Tanggal	Harga Saham
3 Januari 2022	4.091,253	13 Januari 2022	3.940,361
4 Januari 2022	4.072,392	14 Januari 2022	3.921,500
5 Januari 2022	4.053,530	17 Januari 2022	3.902,638
6 Januari 2022	4.034,669	18 Januari 2022	3.883,777
7 Januari 2022	4.015,807	19 Januari 2022	3.864,915
10 Januari 2022	3.996,946	20 Januari 2022	3.846,054
11 Januari 2022	3.978,084	21 Januari 2022	3.827,192
12 Januari 2022	3.959,223		

Berdasarkan Tabel 3 hasil peramalan menunjukkan bahwa harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk terus mengalami penurunan. Hasil peramalan tertinggi terjadi pada tanggal 3 Januari 2022 yaitu 4.091,253. Sedangkan hasil peramalan terendah terjadi pada tanggal 21 Januari 2022 yaitu 3.827,192. Penurunan harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk disebabkan oleh beberapa faktor yaitu banyak pesaing dari merek lokal, valuasi saham yang tinggi cenderung diikuti dengan kinerja PT. Unilever Indonesia Tbk yang terkesan stagnan dan efek pandemi Covid-19 yang berkepanjangan.

3. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan diperoleh model terbaik untuk meramalkan harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk adalah model gabungan regresi runtun waktu linier – ARIMA (0,1,1) dengan persamaan $\hat{H}_t = 7.477,5179 - 18,8615T_t + Z_{t-1} + e_t + 0,149664e_{t-1}$. Hasil peramalan harga saham PT. Unilever Indonesia Tbk periode 3 Januari 2022 sampai dengan 21 Januari 2022 terus mengalami penurunan. Hasil peramalan tertinggi terjadi pada tanggal 3 Januari 2022 yaitu 4.091,253. Sedangkan hasil peramalan terendah terjadi pada tanggal 21 Januari 2022 yaitu 3.827,192.

Referensi

- [1] Strunk, W., & White, E. B. (1979). *The Elements of Style* (3rd ed.). New York: Macmillan.
- [2] Rusdin, R. (2006). *Pasar Modal, Teori, Masalah dan Kebijakan dalam Praktik*. Bandung: Alfa Beta.
- [3] Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode dan aplikasi peramalan*. Jakarta: Erlangga.
- [4] Bowerman, B. L., & O'Connell, R. T. (1987). *Time Series Forecasting: Unified Concepts and Computer Implementation: Second Edition*. United States of America: PWS Publishers.
- [5] Hajirahimi, Z., & Khashei, M. (2019). Hybrid structures in time series modeling and forecasting: A review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 86, 83-106.
- [6] William, W., & Wei, S. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods: Second Edition*. New York: Pearson Education Inc.
- [7] Ramadani, K., Wahyuningsih, S., & Hayati, M. N. (2022). Forecasting Stock Price PT. Telkom Using Hybrid Time Series Regression Linear – Autoregressive Integrated Moving Average Model. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, 18(2), 293-307.
- [8] Ramadani, K., Wahyuningsih, S., & Hayati, M. N. (2022). Forecasting stock price PT. Telkom using hybrid time series regression linear-autoregressive integrated moving average model. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, 18(2), 293-307.
- [9] Chan, K. S., & Cryer, J. D. (2008). *Time Series Analysis: With Application in R*. New York: Springer.
- [10] Daniel, W. W. (2000). *Applied Nonparametric Statistics 2nd Ed*. Boston: Duxbury Press.
- [11] Armstrong, J. S. (2002). *Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*. New York: Kluwer Academic Publishers.