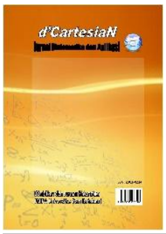


d'CartesiaN

Jurnal Matematika dan Aplikasi

p-ISSN:2302-4224 e-ISSN: 2685-1083

Journal homepage: https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian

Penerapan Model ARIMA-GARCH dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika

Christmas E. BR Manjorang[1], Nelson Nainggolan[2], Jullia Titaley[3*]

[1]Jurusan Matematika–Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam–Universitas Sam Ratulangi Manado, Indonesia

[*]Corressponding author : n-nelson@unsrat.ac.id

ABSTRAK

Fluktuasi kurs rupiah terhadap dolar Amerika sering menimbulkan ketidakpastian bagi pelaku ekonomi di Indonesia, sehingga dibutuhkan prediksi yang akurat untuk membantu pengambilan keputusan. Penelitian ini akan memberikan wawasan tentang meramalkan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika menggunakan model ARIMA GARCH. Penelitian ini menggunakan data sekunder yaitu data harian kurs Rupiah terhadap Dollar Amerika dari Januari 2022 sampai Desember 2024 dengan tujuan meramalkan nilai tukar 10 hari kedepan. Model ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,0) dengan model persamaan $Z_t = 1{,}30544 + 1{,}54311Z_{t-1} - 0{,}54311Z_{t-2} + 0{,}58648\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$ dengan $\sigma_t^2 = 2426{,}60904 + 0{,}22350e_{t-1}^2$ mampu mengidentifikasi pelemahan dan penguatan nilai tukar. Hasil peramalan menunjukkan terjadi pelemahan pada nilai tukar Rupiah dan hasil aktual menunjukkan terjadi pelemahan nilai tukar Rupiah pada tanggal 1-6 Januari 2025 dan penguatan nilai tukar pada tanggal 7-10 Januari 2025.

INFO ARTIKEL

Diterima : -

Diterima setelah revisi : -

Tersedia *online* : -

Kata Kunci:
ARIMA-GARCH
Peramalan
Nilai Tukar

ABSTRACT

Fluctuations in rupiah exchange rate against US dollar often create uncertainty for economic actors in Indonesia, requiring accurate predictions to aid decision-making. This study will provide insight into forecasting the rupiah exchange rate against the US dollar using the ARIMA-GARCH model. This study uses secondary data, namely daily data on the rupiah exchange rate against the US dollar from January 2022 to December 2024, with the aim of forecasting the exchange rate for the next 10 days. The ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,0) model with the equation model $Z_t = 1{,}30544 + 1{,}54311Z_{t-1} - 0{,}54311Z_{t-2} + 0{,}58648\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$ with $\sigma_t^2 = 2426{,}60904 + 0{,}22350e_{t-1}^2$ able to identify exchange rate weakening and strengthening. Forecasting results indicate a weakening of the Rupiah exchange rate, while actual results indicate a weakening of the Rupiah exchange rate from January 1-6, 2025, and a strengthening of the exchange rate from January 7-10, 2025.

ARTICLE INFO

Accepted : -

Accepted after revision : -

Available online : -

Keywords:
ARIMA-GARCH
Forecasting
Exchange Rate

1. PENDAHULUAN

Proses transaksi jual beli baik barang maupun jasa memerlukan suatu alat tukar umum yang diterima oleh kedua belah pihak dalam memenuhi kebutuhan hidup sehari hari. Alat tukar tersebut berupa uang. Uang merupakan sesuatu yang tersedia dan secara umum diterima sebagai alat pembayaran bagi pembelian barang dan jasa. Sama halnya dalam transaksi antar negara juga membutuhkan alat tukar yang bisa diterima oleh kedua belah pihak. Setiap negara memiliki mata uang sendiri sebagai alat tukar dalam kegiatan jual beli sehingga hal ini menjadi masalah bagi antar negara dalam hal pembayaran atau jual beli barang/jasa karena terdapat perbedaan nilai uang disetiap negara. Sehingga diperlukan mekanisme yang tepat dalam mengakses nilai tukar mata uang asing tersebut. Nilai tukar mata uang merupakan perbandingan antara nilai mata uang suatu negara dengan negara lain [1]. Nilai tukar mata uang menentukan daya beli masyarakat, harga barang dan jasa, serta kemampuan suatu negara dalam bersaing di pasar internasional [2].

Indonesia sebagai salah satu negara berkembang, sangat rentan terhadap gejolak nilai tukar mata uang. Fluktuasi nilai tukar Rupiah terhadap *Dolar* Amerika Serikat (USD) merupakan isu yang penting karena dapat mempengaruhi stabilitas ekonomi, perdagangan internasional, dan kesejahteraan masyarakat. Kemampuan untuk meramalkan nilai tukar Rupiah terhadap *Dolar* Amerika Serikat sangat penting, sehingga prakiraan yang akurat dapat membantu dalam mengambil keputusan yang tepat dan meminimalisir risiko yang timbul akibat perubahan nilai tukar [3]. Model ARIMA-GARCH, telah terbukti meningkatkan akurasi dalam peramalan data keuangan [4][5]. Dengan memanfaatkan keunggulan keduanya, model ARIMA-GARCH dapat menangkap tren dan volatilitas yang terjadi pada data nilai tukar Rupiah terhadap USD, sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi peramalan.

Penelitian [6] yang bertujuan untuk memprediksi harga penutupan saham harian PT Adhi Karya (Persero) Tbk (ADHI.JK) menggunakan model ARIMA-GARCH menemukan bahwa data memiliki unsur heteroskedastisitas dan menghasilkan model terbaik yaitu ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,1). Berbeda dari penelitian sebelumnya, [7] melakukan penelitian mengenai nilai tukar mata uang Rupiah terhadap Yen Jepang, yang dipengaruhi oleh pandemi COVID-19 menggunakan model hybrid ARIMA-ARCH/GARCH untuk meningkatkan akurasi peramalan nilai tukar. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa model ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1) memberikan akurasi RMSE (Root Mean Square Error) yang lebih kecil untuk data return maksimum, serta menunjukkan potensi penguatan dan pelemahan nilai tukar berdasarkan hasil peramalan.

Nilai Tukar Mata Uang

Nilai tukar mata uang atau yang sering disebut dengan kurs adalah harga satu unit mata uang asing dalam mata uang domestik atau dapat juga dikatakan harga mata uang domestik terhadap mata uang asing. "Kurs valuta asing dapat juga didefinisikan sebagai jumlah uang domestik yang dibutuhkan, yaitu banyaknya rupiah yang dibutuhkan untuk memperoleh satu unit mata uang asing" [9]. Nilai tukar ditentukan oleh banyaknya permintaan dan penawaran di pasar atas mata uang tersebut. Para ahli menyebutkan ada dua nilai tukar, yaitu nilai tukar nominal (*nominal exchange rate*) dan nilai tukar riil (*real exchange rate*) [8].

***Forecasting* (Peramalan)**

Peramalan atau prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya dapat diperkecil [9]. Pandangan [6] menyatakan bahwa peramalan adalah gambaran tentang keadaan sebuah tren di masa mendatang, sehingga sangat bermanfaat untuk memprediksi strategi yang harus diambil dalam menghadapi situasi yang tidak terduga dan memberikan kesiapan lebih dengan mengantisipasi peristiwa-peristiwa yang tidak sesuai dengan tujuan.

Menurut [10] peramalan dapat diklasifikasikan berdasarkan horizon atau periode waktu masa depan yang melingkupinya yang disesuaikan dengan tujuan bisnis atau organisasi, peramalan dapat di bedakan menjadi tiga yaitu: Peramalan jangka pendek, Peramalan jangka menengah atau intermediate dan Peramalan jangka panjang.

Analisis Runtun Waktu (*Time Series*)

Analisis deret waktu merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data pada masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu, yang disebut data time series [11].

Model *Autoregressive* (AR)

Model *Autoregressive* merupakan suatu ramalan sebagai fungsi nilai-nilai sebelumnya dari *time series* tertentu yang menghubungkan nilai-nilai sebelumnya dari *time lag* (selang waktu) [6]. Secara umum model *autoregressive* (AR) didefinisikan sebagai berikut: [12]

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t$$

keterangan:

Z_t : Variabel tak bebas
μ : Konstanta
$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: Koefisien parameter AR ke-p
$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$: Variabel bebas pada saat $t-p$
ε_t : Galat

Model *Moving Average* (MA)

Model *Moving Average* menyatakan hubungan antara nilai pengamatan dari kesalahan peramalan sekarang dan masa lalu yang berurutan. Model *moving average* dengan orde q disingkat dengan MA (q) atau ARIMA (0,0,q) [13]. Model MA (q) adalah model untuk memprediksi Z_t sebagai fungsi dari kesalahan prediksi di masa lalu (*past forecast error*). Bentuk umum dari model *Moving Average* adalah sebagai berikut: [12]

$$Z_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

kereterangan:

Y_t : Variabel tak bebas
μ : Konstanta
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: Koefisien parameter MA ke-q
ε_t : Galat

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model ini merupakan gabungan dari *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA), sehingga persamaan umum dari ARMA (p,q). Menurut [9] bentuk umum ARMA dapat ditulis sebagai berikut

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Keterangan:

Z_t : Variabel tak bebas
μ : Konstanta
$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: Koefisien parameter AR ke-p
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: Koefisien parameter MA ke-q
$Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$: Variabel bebas pada saat $t-p$
$\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$: sisaan pada saat ke $t-q$
ε_t : Galat

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA ini diperkenalkan oleh ahli statistik George Box dan Gwilym Jenkins dalam buku mereka "Analisis Rangkaian Waktu". Model ARIMA merupakan model yang dilakukan pada data stasioner atau data yang di *differencing* sehingga data telah stasioner [6]. Model ini merupakan gabungan dari model ARMA dan proses *differencing*. Secara umum model ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut [9]:

$$Z_t - Z_{t-1} = \mu + \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + \phi_2(Z_{t-2} - Z_{t-3}) + \cdots \phi_p(Z_{t-p} - Z_{t-p-1}) + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Keterangan:

$Z_t - Z_{t-1}$: *differencing* (pembedaan)
μ : nilai konstanta
$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: koefisien parameter model AR
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: koefisien parameter model MA
$Z_{t-p} - Z_{t-p-1}$: nilai pada waktu ke t-p dikurangi nilai pada waktu t-p-1
$\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$: nilai residual pada waktu sebelumnya
ε_t : nilai residual pada waktu ke-t

: nilai residual pada waktu ke-t

Model *Autoregressive Conditional Heterokedasticity* (ARCH)

Menurut [14] model ARCH dapat digunakan untuk mengatasi sisaan yang tidak konstan dalam data *time series* dan adanya indikasi heteroskedastisitas atau ketidakhomogenan ragam. Pendekatan yang digunakan adalah memodelkan fungsi rataan dan fungsi ragam secara simultan.

$$e_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p e_{t-p}^2$$

Keterangan:
e_t^2 : ragam dugaan waktu ke-t
α_0 : konstanta
α_p : koefisien ARCH
e_{t-p}^2 : kuadrat dari residual periode $t-p$
p : ordo dari ARCH

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heterokedasticity* (GARCH)

Model GARCH digunakan untuk menjawab permasalahan volatilitas data ekonomi dan bisnis, khususnya dibidang keuangan yang menyebabkan model-model peramalan sebelumnya kurang mampu mendekati kondisi aktual [14]. Secara sistematis dibentuk model yang lebih baik dengan formulasi berikut:([15]

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p e_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2$$

Keterangan:
σ_t^2 : ragam dugaan waktu ke-t
α_0 : konstanta
α_p : koefisien ARCH
λ_p : koefisien GARCH
e_{t-p}^2 : kuadrat dari residual periode $t-p$
σ_{t-q}^2 : kuadrat dari residual periode $t-q$
p : ordo dari ARCH
q : ordo dari GARCH

2. METODE PENELITIAN

Jenis Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yaitu data harian nilai tukar mata uang Rupiah terhadap USD yakni dari bulan Januari 2022 sampai Desember 2024.

Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data yang bersumber dari website Exchange Rate (https://www.exchangerates.org.uk/USD-IDRexchange-rate-history.html)

Tahapan Prosedur Pendugaan Model ARIMA-GARCH

Adapun tahapan prosedur dalam penerapan model ARIMA-GARCH adalah sebagai berikut:

1. Pengambilan Data
2. Input Data ke dalam *software* (R Studio)
3. Analisis dekriptif data dan Plot Data
4. Uji stasioneritas menggunakan ADF *test*, jika data belum stasioner maka dilakukan proses *differencing* sampai data stasioner
5. Identifikasi Parameter ARIMA dengan Plot ACF dan PACF data yang sudah stasioner
6. Estimasi model ARIMA berdasarkan nilai signifikansi model dan gunakan nilai AIC terkecil
7. Uji diagnostik model menggunakan uji *white noise* (*Ljung-Box*)
8. Identifikasi efek ARCH - GARCH (heteroskedastisitas)
9. Estimasi model ARIMA-GARCH menggunakan plot acf dan pacf residual kuadrat ARIMA, uji signifikansi pada model dan gunakan nilai AIC terkecil
10. Evaluasi model ARIMA-GARCH (uji *Ljung-Box* dan ARCH-LM)
11. Peramalan

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

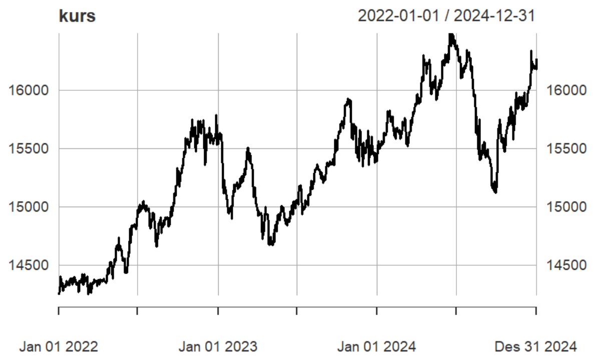
Analisis Deskriptif Data Nilai Tukar Rupiah Terhadap USD

Analisis penelitian ini menggunakan data nilai tukar Rupiah terhadap USD dari Januari 2022 hingga Desember 2024 sebanyak 1.096 data kurs. Analisis deskriptif data kurs Rupiah terhadap USD dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Analisis Deskriptif Kurs Rupiah terhadap USD

Hasil	Kurs
Mean	15.318,94
Standar Deviasi	559,51
Varians	313.050,26
Minimum	14.241,48
Median	15.376,60
Maksimum	16.489,98

Tabel 1 menunjukkan analisis deskriptif terhadap kurs Rupiah terhadap USD, yang memberikan gambaran tentang karakteristik data selama periode yang dianalisis. Nilai minimum kurs berada di angka 14.241,48, sementara maksimum mencapai 16.489,98, menandakan bahwa selama periode ini, kurs Rupiah mengalami perubahan yang cukup ekstrem. Nilai median sebesar 15.376,60 menunjukkan bahwa setengah dari data kurs berada di bawah angka ini, memberikan indikasi bahwa sebagian besar nilai kurs cenderung berada di kisaran yang lebih tinggi.



Gambar 1. *Time Series Plot* Nilai Tukar Rupiah Terhadap USD

Gambar 1 diatas menunjukkan pergerakan kurs Rupiah terhadap USD dari awal tahun 2022 hingga akhir tahun 2024. Pada awal tahun 2022, harga kurs berada dibawah 14.500, kemudian pertengahan tahun 2022 perlahan mulai mengalami kenaikan mencapai sekitar 15.000 hingga sekitar 15.500 di akhir 2022. Tahun 2023 juga mengalami harga kurs terendah berkisar 14.500 – 15.000 terjadi di awal menujun pertengahan tahun dan harga kurs teringgi di tahun 2023 hampir mencapai 16.000 menuju akhir tahun. Pada awal tahun 2024 harga kurs yang berada di sekitar harga 15.500 mengalami kenaikan yang melampaui harga 16.000 di awal pertengahan tahun 2024 yang dimana ini juga capaian tertinggi kurs selama periode 2022-2024.

Uji Kestasioneran Data

Menurut [12] Stasioneritas adalah fluktuasi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut (tidak terdapat pola trend). Jika data yang digunakan belum stasioner maka kita harus melakukan proses pembedaan (*differencing).*

Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Tabel 2. Hasil Uji ADF kurs Rupiah terhadap USD

Dickey-Fuller	Lag Order	P-value
-2,5903	10	0,3285

Hasil uji ADF dapat dilihat dari nilai *p-value* berdasarkan uji hipotesis sebagai berikut:
$\mathrm{H_0}$: data tidak stasioner ($p-value \geq 0{,}05$)
$\mathrm{H_1}$: data stasioner ($p-value \leq 0{,}05$)
α : 0,05

Berdasarkan ADF *test* yang ditunnjukkan oleh Tabel 2 diperoleh bahwa data kurs tidak stasioner karena data tersebut memiliki nilai $p-value \geq 0{,}05$ yaitu 0,3285 artinya terima H_0, sehingga perlu dilakukan pembedaan (*differencing*) terhadap data kurs terlebih dahulu.

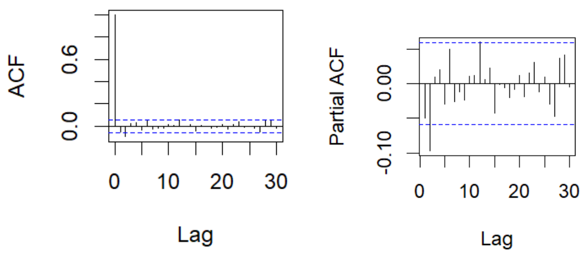
Tabel 3. Hasil Uji ADF Data kurs Rupiah terhadap USD setelah *differencing*

Dickey-Fuller	Lag Order	P-value
-10,05	10	0,01

Tabel 3 terlihat perlakuan dalam proes *differencing* sebanyak satu kali, diperoleh hasil uji ADF data kurs dengan $p-value = 0{,}01$ yang lebih kecil dari α. Sehingga keputusan yang diperoleh adalah terima H_1, yaitu data sudah stasioner. Dengan perlakuan proses *differencing* dilakukan satu kali maka orde d adalah 1.

Identifikasi Model ARIMA

Analisis ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) dapat membantu dalam menentukan parameter ARIMA. Berdasarkan data yang sudah stasioner setelah perlakuan differencing satu kali, maka dihasilkan plot ACF dan PACF sebagai berikut:



Gambar 2. Plot ACF dan PACF Kurs Rupiah terhadap USD Setelah *Differencing*

Untuk menentukan model ARIMA(p,d,q), dapat melihat plot ACF dan PACF berdasarkan empat lag pertama dari setiap grafik [16]. Dari Gambar 2 terlihat bahwa plot ACF dimana ada lag yang melewati batas konfidensi yaitu pada lag 2 juga, sehingga kemungkinan orde untuk MA(q) adalah 2. Perlakuan yang sama terdapat juga pada plot PACF terlihat bahwa ada lag yang melewati batas konfidensi yaitu lag kedua sehingga orde AR(p) yang memungkinkan adalah 2, dengan orde *differencing* (d) adalah 1.

Identifikasi Model ARIMA

Berdasarkan kemungkinan parameter ARIMA, akan dilakukan proses estimasi dengan evaluasi terhadap model ARIMA. Untuk mendapatkan model terbaik diantara model tersebut, setiap parameter ARIMA dilakukan proses pengujian signifikansi. Jika salah satu parameter dalam model tidak signifikan maka model tersebut tidak dapat digunakan karena parameter yang tidak signifikan dapat mempengaruhi interpretasi model dan peramalan terhadap data.

Hasil signiikansi parameter dapat dilihat dari nilai *p-value* berdasarkan uji hipotesis sebagai berikut:
$\mathrm{H_0}$: data tidak signifikan($p-value \geq 0{,}05$)
$\mathrm{H_1}$: data signiikan ($p-value \leq 0{,}05$)
α : 0,05

Tabel 4. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA

No	Model	Parameter	p-value	Keterangan
1	ARIMA (1,1,0)	AR(1)	0,1126	Tidak Signifikan
2	ARIMA (2,1,0)	AR(1)	0,081270	Tidak Signifikan
		AR(2)	0,001455	Signifikan
3	ARIMA (0,1,1)	MA(1)	0,0773	Tidak Signifikan
4	ARIMA (1,1,1)	AR(1)	0,023638	Signifikan
		MA(1)	0,006152	Signifikan
5	ARIMA (2,1,1)	AR(1)	0,6274	Tidak Signifikan
		AR(2)	0,0018	Signifikan
		MA(1)	0,7835	Tidak Signifikan
6	ARIMA (0,1,2)	MA(1)	0,096539	Tidak Signifikan
		MA(2)	0,002668	Signifikan
7	ARIMA (1,1,2)	AR(1)	0,695683	Tidak Signifikan
		MA(1)	0,860195	Tidak Signifikan
		MA(2)	0,002579	Signifikan
8	ARIMA (2,1,2)	AR(1)	0,5909	Tidak Signifikan
		AR(2)	0,2872	Tidak Signifikan
		MA(1)	0,7090	Tidak Signifikan
		MA(2)	0,5252	Tidak Signifikan

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat hanya ada satu model yang telah memenuhi ketentuan signifikansi parameter yaitu model ARIMA(1,1,1) sehingga terbentuk persamaan sebagai berikut:

$$Z_t = 1{,}8348 + 1{,}4756Z_{t-1} - 0{,}4765Z_{t-2} - 0{,}5475\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

Uji Diagnostik Model ARIMA

Uji *white-noise* Model ARIMA

Hasil Residual pada model yang bersifat *random* (*white noise*) menunjukkan bahwa model bisa merepresentasikan data dengan baik [17]. Untuk mengetahui model bersifat *white noise* atau tidak maka dilakukan *L-jung Box test*. Hasil uji *Ljung Box* dapat dilihat dari nilai *p-value* berdasarkan uji hipotesis sebagai berikut:
$\mathrm{H_0}$: data bersifat *white noise* ($p-value \geq 0{,}05$)
$\mathrm{H_1}$: data tidak bersifat *white noise* ($p-value \leq 0{,}05$)
α : 0,05

Tabel 5. Hasil Uji *L-jung Box* terhadap model ARIMA

X-squared	*df*	*p-value*
18,219	20	0,5683

Tabel 5. menyajikan hasil Uji *L-Jung Box* yang digunakan untuk menguji keberadaan autokorelasi dalam residual model ARIMA. *P-value* yang dihasilkan jauh diatas tingkat signifikansi 0,05 yang mengindikasikan bahwa tidak memiliki bukti yang cukup untuk menolak hipotesis nol. Dengan kata lain, residual model ARIMA dapat dianggap sebagai serangkaian angka acak, menunjukkan bahwa model tersebut telah menangkap informasi yang ada dalam data dengan baik dan tidak ada pola yang tersisa dalam residual.

Normalitas Residual Model ARIMA

Untuk mengetahui model bersifat berdistribusi normal atau tidak dilanjutkan dengan uji *Jarque-Bera*. Hasil uji *Jarque-Bera* dapat dilihat dari nilai *p-value* berdasarkan uji hipotesis sebagai berikut:

H_0 : data berdistribusi normal $(\mathrm{p-value} \geq 0{,}05)$
H_1 : data tidak berdistribusi normal $(\mathrm{p-value} \leq 0{,}05)$
α : 0,05

Tabel 6. Hasil Uji *Jarque-Bera* terhadap model ARIMA

X-squared	df	p-value
1713,8	2	2,2e-16

Hasil Uji *Jarque-Bera* yang ditampilkan dalam Tabel 6 diperoleh nilai p-value yang sangat kecil (< 0,05) mengindikasikan bahwa residual dari model ARIMA tidak berdistribusi normal. Ketidaknormalan ini menunjukkan bahwa model ARIMA saja mungkin belum cukup dalam menangkap karakteristik data, sehingga pendekatan tambahan seperti model GARCH dapat dipertimbangkan untuk menangani volatilitas dalam data.

Identifikasi Efek Heterokedastisitas

Menurut [18] Model deret waktu yang memungkinkan fluktuasi varians heterokedastisitas pada titik waktu mana pun (t) adalah model *autoregressive conditional heteroscedasticity* (ARCH). Untuk memastikan ada atau tidaknya sifat heterokedastisitas pada model ARIMA(1,1,1) akan diuji menggunakan ARCH-LM *test*.

identifikasi keberadaan efek heterokedastik pada model data memerlukan uji ARCH-LM yang dilihat dari nilai probabilitas yang lebih kecil dari tingkat signifikansi yaitu $\alpha = 0{,}05$ [19]. Hasil uji ARCH-LM dapat dilihat dari nilai *p-value* berdasarkan uji hipotesis sebagai berikut:

H_0 : data bersifat homokedastis $(\mathrm{p-value} \geq 0{,}05)$
H_1 : data bersifat heterokedastis $(\mathrm{p-value} \leq 0{,}05)$
α : 0,05

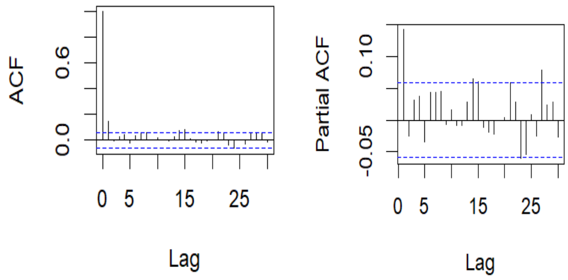
Tabel 7. Hasil ARCH-LM *test* Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika

Chi-Squared	*df*	*P-value*
1073	12	< 2,2e-16

Tabel 7 menunjukkan hasil uji ARCH-LM dengan nilai *p-value* yang jauh di bawah tingkat signifikansi $\alpha =$ 0,05 mengindikasikan bahwa kita dapat menolak hipotesis nol, yang menyatakan bahwa tidak ada heteroskedastisitas. Hasil ini menekankan perlunya penanganan yang tepat terhadap heteroskedastisitas dalam model untuk meningkatkan keandalan estimasi dan prediksi.

Identifikasi Parameter ARIMA-GARCH

Sama halnya dengan penentuan parameter pada *ARIMA* sebelumnya yaitu menggunakan plot ACF dan PACF. Akan tetapi, pada penentuan model ARIMA-GARCH menggunakan plot ACF dan PACF dari residual kuadrat model ARIMA yang sudah terpilih.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF Residual Kuadrat ARIMA

Gambar 3 menunjukkan Plot ACF dan PACF dari residual kuadrat model ARIMA (1,1,1) terjadi perpotongan terhadap garis konfidensi pada lag pertama. Sehingga dugaan model GARCH berdasarkan plot ACF dan PACF residual ARIMA tersebut adalah GARCH (1,0), GARCH (1,1).

Estimasi Model ARIMA-GARCH

Berdasarkan perolehan hasil dan pengujian parameter yang telah diperoleh, terdapat beberapa model dengan parameternya signifika. Hasil signiikansi parameter dapat dilihat dari nilai *p-value* berdasarkan uji hipotesis sebagai berikut:

H_0 : data tidak signifikan$(p - value \geq 0{,}05)$
H_1 : data signiikan $(p - value \leq 0{,}05)$
α : 0,05

Tabel 8. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA-GARCH

No	Model	Parameter	p-value	Keterangan
1.	GARCH (1,0)	Alpha (1)	1,34e-05	Signifikan
2.	GARCH (1,1)	Alpha (1)	0,000157	Signifikan
		Beta (1)	< 2e-16	Signifikan

Berdasarkan tabel 8 terdapat dua model ARIMA-GARCH yang signifikan Model tersebut adalah ARIMA (1,1,1)-GARCH(1,0) dan ARIMA (1,1,1)-GARCH(1,1) Hal tersebut dibuktikan dari hasil *p-value* parameter model tersebut bernilai kurang dari 0,05 yang berarti signifikan.

Pemilihan Model Terbaik dari Nilai AIC

Dilanjutkan dengan memilih model terbaik, dengan membandingkan nilai AIC terkecil dari kedua model potensial tersebut.

Tabel 9. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA

No	Model	Parameter	AIC
1	ARIMA (1,1,1)-GARCH(1,0)	MA(1)	10,81669
		MA(2)	
		Alpha(1)	
2	ARIMA (1,1,1)-GARCH(1,1)	MA(1)	10,82061
		MA(2)	

		Alpha(1)	
		Beta(1)	

Model ARIMA-GARCH terbaik pada tabel 9 adalah model ARIMA (1,1,1)-GARCH(1,0) karena memiliki nilai AIC yang paling kecil. Setelah ditemukan model terbaik yaitu model ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,0) maka didapatkan persamaan ARIMA-GARCH sebagai berikut:

$$Z_t = 1{,}30544 + 1{,}54311Z_{t-1} - 0{,}54311Z_{t-2} + 0{,}58648\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

dengan

$$\sigma_t^2 = 2426{,}60904 + 0{,}22350e_{t-1}^2$$

Evaluasi Model ARIMA-GARCH

Uji residual *white noise*

Untuk mengetahui model bersifat *white noise* atau tidak maka dilakukan *L-jung Box test*. Hasil uji *Ljung Box* dapat dilihat dari nilai *p-value* berdasarkan uji hipotesis sebagai berikut:

H_0 : data bersifat *white noise* ($p - value \geq 0{,}05$)
H_1 : data tidak bersifat *white noise* ($p - value \leq 0{,}05$)
α : 0,05

Tabel 10. Hasil Uji *L-jung Box* terhadap model ARIMA-GARCH

X-squared	df	p-value
19.764	20	0,4728

Tabel 10 menghasilkan nilai p-value yang diperoleh jauh lebih tinggi dari tingkat signifikansi sehingga kita tidak memiliki cukup bukti untuk menolak hipotesis nol. Ini berarti bahwa residual model ARIMA-GARCH bersifat acak dan tidak menunjukkan pola yang signifikan. Uji *L-jung Box* yang dirancang untuk mendeteksi adanya autokorelasi dalam residual model, yang dapat mengindikasikan bahwa model tersebut bersifat white noise.

Uji ARCH-LM

Untuk memastikan ada atau tidaknya sifat heterokedastisitas pada model ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,0) akan diuji menggunakan ARCH-LM *test* dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : data bersifat homokedastis ($\mathrm{p - value} \geq 0{,}05$)
H_1 : data bersifat heterokedastis ($\mathrm{p - value} \leq 0{,}05$)
α : 0,05

Tabel 13. Hasil ARCH-LM *test* pada ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,0)

Chi-Squared	df	p-value
8,5441	20	0,9876

Hasil uji ARCH-LM yang diterapkan pada model ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,0) memberikan pemahaman penting mengenai keberadaan efek heteroskedastisitas dalam residual model. Uji ini menghasilkan nilai p-value sebesar 0.9876, ini menunjukkan bahwa residual dari model ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,0) bersifat stabil dan tidak menunjukkan adanya heteroskedastisitas yang signifikan.

Hasil Peramalan (*Forecasting*)

Pada tahap terakhir akan dilakukan peramalan. Untuk hasil prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika yang didapatkan adalah sebagai berikut:

Tabel. 14 Hasil Prediksi nlai tukar Rupiah terhadap USD

Periode	Ramalan	Aktual
Rabu, 01 Januari 2025	16.265,17	16.242,64
Kamis, 02 Januari 2025	16.263,34	16.237,92
Jumat, 03 Januari 2025	16.264,77	16.200,39
Sabtu, 04 Januari 2025	16.266,48	16.200,39
Minggu, 05 Januari 2025	16.268,27	16.228,00
Senin, 06 Januari 2025	16.270,11	16.155,05
Selasa, 07 Januari 2025	16.271,95	16.245,68
Rabu, 08 Januari 2025	16.273,80	16.245,87
Kamis, 09 Januari 2025	16.275,65	16.255,57
Jumat, 10 Januari 2025	16.277,49	16.305,33

Pada periode 1 hingga 10 Januari 2025, data ramalan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika menunjukkan tren pelemahan yang sangat stabil, dengan nilai ramalan naik dari 16.265,17 menjadi 16.277,49. Artinya, ramalan memperkirakan rupiah melemah secara konsisten selama periode tersebut. Namun, nilai aktual rupiah mengalami penguatan dari 1 Januari (16.242,64) hingga 6 Januari (16.155,05), karena nilai tukar turun dan rupiah menguat. Setelah itu, rupiah kembali melemah dengan nilai tukar naik, mencapai 16.305,33 pada 10 Januari 2025.

Perbandingan antara ramalan dan aktual mengindikasikan bahwa ramalan cenderung memberikan estimasi pelemahan yang lebih halus dan stabil, sementara nilai aktual rupiah mengalami perubahan yang lebih tajam dengan periode penguatan dan pelemahan yang bergantian. Misalnya, pada 6 Januari, ramalan memperkirakan pelemahan (16.270,11), tetapi aktual rupiah justru menguat (16.155,05). Sebaliknya, pada 10 Januari, aktual rupiah melemah lebih kuat (16.305,33) dibandingkan ramalan (16.277,49).

4. PENUTUP

Kesimpulan

Berdasarkan nilai AIC yang terkecil diantara beberapa model didapatkan persamaan dari model ARIMA(1,1,1) – GARCH(1,0) yaitu sebagai berikut: $Z_t = 1{,}30544 + 1{,}54311Z_{t-1} - 0{,}54311Z_{t-2} + 0{,}58648\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$ dengan $\sigma_t^2 = 2426{,}60904 + 0{,}22350e_{t-1}^2$. Hasil peramalan menunjukkan terjadi pelemahan pada nilai tukar Rupiah dan hasil aktual menunjukkan terjadi pelemahan nilai tukar Rupiah pada tanggal 1 - 6 Januari 2025 dan penguatan nilai tukar pada tanggal 7 - 10 Januari 2025.

REFERENSI

[1] Susilowati, I. H., & Rosento, R. 2020. Peramalan Nilai Tukar Kurs IDR Terhadap Dolar USD Dengan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing. *Jurnal Perspektif*, ***18*(1):** 91-98.

[2] Mankiw, N. G. 2014. *Principles of economics. Cengage Learning*.
[3] Kuncoro, A., Damayanti, A., & Isfandiarni, I. 2013. Indonesian Cross-Border Labor Migration: Structure, Institutions and Governance (No. 201306). *Faculty of Economics and Business, University of Indonesia*.
[4] Engle, R. F., 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of Variance United Kingdom Inflation. *Econometrica*, **50(4):** 987-1007.
[5] Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics, **31***(**3**)**:** 307-327.
[6] Talumewo, S., Nainggolan, N., & Langi, Y. A. 2023. Penerapan Model ARIMA-GARCH Untuk Peramalan Harga Saham PT Adhi Karya (Persero) Tbk (ADHI. JK). *d'Cartesian,* **12(2):** 56-61.
[7] Meilania, G. T., Septiani, A. V., Erianti, E., Notodiputro, K. A., & Angraini, Y. 2024. Pemodelan ARIMA-GARCH dalam Peramalan Kurs Rupiah terhadap Yen dengan Masalah Keheterogenan Ragam. *Ekonomis: Journal of Economics and Business, **8***(**1**)**:** 165-180.
[8] Sukirno, S. 2019. *Econometrics: Theory and practice. Rajawali Pers*.
[9] Mendome, K., Nainggolan, N., dan Kekenusa, J. 2016. Penerapan Model ARIMA Dalam Memprediksi Jumlah Tindak Kriminalitas di Wilayah POLRESTA Manado Provinsi Sulawesi Utara. *Jurnal MIPA UNSRAT Online,* **5 (2):** 113-116.
10] Rachmad, R., 2018. Penerapan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing pada Peramalan Produksi Industri Garment 10. 5: 211 220.
[11] Tambuwun, P. F. A., Nainggolan, N. dan Langi, Y. A. R. 2023. Peramalan Banyaknya Penumpang Bandar Udara Internasional Sam Ratulangi Manado Dengan Metode Winter's Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA. *d'Cartesian*, **12(1):** 15-20.
[12] Putri, S., dan Sofro, A. 2022. Peramalan Jumlah Keberangkatan Penumpang Pelayaran Dalam Negeri Pelabuhan Tanjung Perak Menggunakan Metode ARIMA dan SARIMA. *MATHunesa Jurnal Ilmiah Matematika*, **10 (1):** 61 67.
[13] Riung, R., Nainggolan, N., & Langi, Y. A. R. (2024). Peramalan Jumlah Penumpang Kapal Laut di Pelabuhan Melonguane Kabupaten Kepulauan Talaud Menggunakan Metode SARIMA. *Jurnal MIPA*, ***13***(**2**)**:** 62-66.
[14] Maharani, N. S., Angraini, Y., Rahmawan, M. A., Putri, O. A., Kurniawan, S., Safitri, T. A., ... & Ratnasari, A. P. (2023). Aplikasi Model ARIMA GARCH Dalam Peramalan Data Nilai Tukar Rupiah Terhadap DOlar Tahun 2017-2022. *Jurnal Matematika Sains dan Teknologi*, ***24***(**1**)**:** 37-50.
[15] Huang, C., & Petukhina, A. 2022. *Applied time series analysis and forecasting with Python*. Cham: Springer.
[16] Maulidiyah, W., & Fauzy, A. (2023). Perbandingan Metode Peramalan Double Exponential Smoothing with Damped Parameter dan Autoregressive Integrated Moving Average (Studi Kasus: Data Volume Penjualan Bunga Krisan di Pasar Bunga Rawa Belong DKI Jakarta Tahun 2018-2022). *Emerging Statistics and Data Science Journal*, **1(3):** 361–377.
[17] Yolanda, N. B., Nainggolan, N., & Komalig, H. A. (2017). Penerapan model ARIMA-GARCH untuk memprediksi harga saham Bank BRI. *Jurnal MIPA*, ***6*(2):** 92-96.
[18] Kalengkongan, C. S., Langi, Y. A., & Nainggolan, N. (2020). Analisis Volatilitas Harga Bawang Putih Di Kota Manado Menggunakan Model GARCH. *d'Cartesian*, ***9*(1):** 43-49.
[19] Gam, T., Nainggolan, N., & Komalig, H. A. (2022). Analisis Volatilitas dan Peramalan Inflasi di Maluku Utara Menggunakan Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH). *Jurnal LPPM Bidang Sains Dan Teknologi*, ***7*(2):** 8-18.

Christmas Elviany Br Manjorang
(chrismastmanjorang@gmail.com)
Lahir di Pangambatan, Sumatera Utara pada tanggal 26 Desember 2001. Menempuh pendidikan tinggi Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Sam Ratulangi Manado. Tahun 2025 adalah tahun terakhir ia menempuh studi. Makalah ini merupakan hasil penelitian skripsinya yang dipublikasikan.

Nelson Nainggolan (n-nelson@unsrat.ac.id)
Lahir di Tapanuli Utara tanggal 9 Maret 1967. Gelar sarjana pendidikan Matematika diperoleh tahun 1992 di FMIPA IKIP Negeri Medan. Tahun 1996 menyelesaikan studi S2, di jurusan Matematika ITB Bandung. Tahun 2011 menyelesaikan studi S3 pada bidang Matematika di Universitas Padjadjaran Bandung. Saat ini menjadi pengajar akademik tetap di jurusan Matematika FMIPA Unsrat Manado.

Jullia Titaley (july_titaley@unsrat.ac.id)
Lahir di Ambon tanggal 18 Juli 1972. Pada tahun 1996 memperoleh gelar Sarjanadi Program Studi Pendidikan Matematika, Universitas Pattimura Ambon. Gelar Magister Sains diperoleh dari Universitas Gajah Mada pada tahun 2001. Menjadi Dosen di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sam Ratulangi Manado sejak tahun 2000 sampai sekarang dengan bidang keahlian yang ditekuni diantaranya: Analisis, Aljabar, dan geometri.