JMT (Jurnal Matematika dan Terapan) **5** (2) (2023), 86 – 96
https://doi.org/10.21009/jmt.5.2.4
e-ISSN: 2615-6792

Implementasi Metode ARIMA-GARCH Terhadap Peramalan Konversi Mata Uang Yen ke Rupiah

Bintang Sirius[1, a)], Widyanti Rahayu[1, b)], Yudi Mahatma[1, c)]

[1]*Program Studi Matematika, Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Jakarta*.

Email: [a)]bintang.sirius.me@gmail.com, [b)] wrahayu@unj.ac.id, [c)] yudi_mahatma@unj.ac.id

Abstract

Buying and selling transactions are always used by humans to meet their needs. One of the transaction tools used is money. Each country has its own currency including Japan, with Yen continues to experience a significant decline throughout April 2022 exceeding 5-10%. Therefore, it is necessary to anticipate the rate of increase/decrease in Yen. After testing and forecasting, it was concluded that the most appropriate model for analyzing the data in this study was the ARIMA(3,1,3) - GARCH (1,1) model. This is because the model can overcome the homogeneity of the data. The conversion of Yen to Rupiah currency from August 2022 to July 2023 can be predicted to have fluctuations, and produce a MAPE value of 19.29%, which indicates that the precision level of the ARIMA(3,1,3) - GARCH(1,1) is good enough to use for the conversion data.

Keywords: Currency Conversion, ARIMA-GARCH, Yen, Rupiah.

Abstrak

Transaksi jual beli selalu digunakan oleh manusia guna memenuhi kebutuhannya. Salah satu alat transaksi yang digunakan adalah uang. Setiap negara memiliki mata uangnya tersendiri termasuk Jepang, dengan mata uangnya yaitu Yen, terus mengalami penurunan yang signifikan sepanjang April 2022 melebihi 5-10%. Oleh karena itu, perlu adanya antisipasi terhadap laju kenaikan/penurunan nilai mata uang Yen. Setelah dilakukan pengujian dan peramalan, didapatkan kesimpulan bahwa model yang paling tepat untuk menganalisis data di penelitian ini adalah model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1). Hal ini dikarenakan model tersebut dapat mengatasi adanya homogenitas pada data yang ada. Konversi mata uang Yen ke Rupiah dari bulan Agustus 2022 hingga Juli 2023 dapat diramalkan memiliki fluktuasi, serta menghasilkan nilai MAPE sebesar 19.29%, dimana hal tersebut menandakan bahwa tingkat presisi dari model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1) cukup baik untuk digunakan pada data konversi tersebut.

Kata-kata kunci: Konversi Mata Uang, ARIMA-GARCH, Yen, Rupiah.

PENDAHULUAN

Transaksi jual beli selalu dilakukan oleh manusia untuk memenuhi kebutuhannya. Alat yang selalu digunakan untuk melakukan transaksi ini yaitu uang. Setiap negara mempunyai mata uangnya sendiri, termasuk Jepang dengan mata uangnya yaitu Yen. Nilai mata uang Yen Jepang terus menerus jatuh terhadap Rupiah Indonesia sehingga mencapai level terendah dalam lebih dari 6 tahun. Menurut data yang diambil dari website Refinitiv (www.refinitiv.com), Yen turun 0,6% pada April 2022 menjadi 111,54 Rupiah per Yen. Pada bulan sebelumnya, Yen sempat menyentuh 110,76 Rupiah per Yen, level terendah sejak November 2015. Sepanjang April 2022, nilai Yen sudah jatuh melebihi 10% terhitung selama tahun 2022.

Diterima: 22 Agustus 2023, Direvisi: 31 Agustus 2023, Disetujui: 31 Agustus 2023

Konversi mata uang Yen ke Rupiah ini berakibat pada perekonomian Indonesia, salah satunya yaitu mendorong terjadinya ekspor-impor dan investasi antara Jepang dengan Indonesia. Hal tersebut ditandai dengan adanya penggunaan LCS (*Local Currency Settlement*) yang disambut baik oleh Wakil Menteri Keuangan Republik Indonesia, Suahasil Nazara. Mengutip dari situs Kementerian Keuangan Republik Indonesia, beliau menambahkan bahwa pemerintah akan terus mendukung dengan memastikan kegiatan ekonomi akan terus berlangsung.

Berdasarkan uraian yang telah dipaparkan di atas, maka perlu adanya suatu antisipasi terhadap terjadinya laju kenaikan atau penurunan mata uang Yen terhadap Rupiah di masa mendatang, salah satu diantaranya yaitu dengan mengetahui faktor-faktor apa saja yang dapat memengaruhinya serta bagaimana cara untuk mengatasi terjadinya laju kenaikan atau penurunan mata uang Yen terhadap Rupiah tersebut.

Metode ARIMA-GARCH juga dapat menyelesaikan permasalahan yang tidak dapat dikerjakan dengan menggunakan metode ARIMA, salah satunya yaitu jika masih terdapat heteroskedastisitas. Dalam metode ARIMA, apabila syarat yang terpilih tidak mampu memenuhi asumsi homoskedastisitas, maka model tersebut masih memiliki heteroskedastistas. Oleh karena alasan itulah digunakannya metode ARIMA-GARCH pada penelitian ini.

LANDASAN TEORI

Stasioneritas

Pengujian kestasioneran suatu data dapat dikategorikan menjadi dua jenis, yaitu sebagai berikut.

1. Pengujian kestasioneran dalam rataan

   Pengujian kestasioneran dalam rataan dapat menggunakan uji *Unit Root Test*. Uji ini merupakan salah satu jenis uji stasioner yang cukup populer saat ini. Pada awalnya, uji ini dikembangkan oleh dua orang ahli statistik bernama *David Dickey* dan *Wayne Arthur Fuller*, sehingga uji ini pun diberi nama Uji *Dickey-Fuller*. Uji ini memberikan asumsi bahwa residu e_t merupakan residu independen dengan *mean* nol, *varians* yang konstan, serta bersifat nonautokorelasi. Akan tetapi, seringkali residu ini saling berhubungan atau memiliki komponen autokorelasi. Oleh karena itu, perlu pengembangan uji akar unit untuk data yang memiliki autokorelasi pada residu e_t (Aktivani, 2021:28). Uji ini memiliki tiga model, yaitu sebagai berikut (Gujarati, 2003:815).

   - Jika Z_t tidak memiliki intersep (titik potong), maka $\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + u_t$
   - Jika Z_t memiliki intersep, maka $\Delta Z_t = \beta + \delta Z_{t-1} + u_t$
   - Jika Z_t memiliki intersep dengan tren waktu, maka $\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Z_{t-1} + u_t$

   dengan δ sebagai operator *first difference* dan *t* sebagai variabel dari tren tersebut.

   Uji *Dickey-Fuller* ini dikembangkan lagi menjadi Uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*). Soebagiyo (2007:184) menjelaskan model untuk uji ini sebagai berikut.

   - Jika Z_t tidak memiliki intersep (titik potong), maka

   $$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^{m} \Delta Z_{t-i} + u_t$$

   - Jika Z_t memiliki intersep

   $$\Delta Z_t = \beta + \delta Z_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^{m} \Delta Z_{t-i} + u_t$$

   - Jika Z_t memiliki intersep dengan tren waktu, maka

   $$\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Z_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^{m} \Delta Z_{t-i} + u_t$$

2. Pengujian kestasioneran dalam varians

   Suatu data dapat dikatakan stasioner dalam varians jika data tersebut memiliki struktur variabel yang tetap. Hal ini dapat dilihat dengan menggunakan uji *Box-Cox* dengan cara melihat *rounded value*nya. Namun jika data tersebut ternyata tidak bersifat stasioner dalam *varians*, maka dapat dilakukan transformasi sehingga data tersebut dapat bersifat stasioner dalam *varians*.

Transformasi yang dipakai yaitu transformasi akar, karena transformasi akar merupakan transformasi yang digunakan untuk data yang ragamnya cenderung tidak memenuhi asumsi kehomogenan ragam, dengan ketentuan sebagai berikut.

- Jika *varians* data bernilai antara 0 hingga 10, maka $X' = \sqrt{X + 0.5}$
- Jika *varians* data bernilai < 0, maka $X' = \sqrt{X + 1}$

dengan *X* sebagai data awal dan *X* merupakan data setelah dilakukannya transformasi.

Stasioneritas data deret waktu dalam *varians* dapat diperiksa secara visual dengan menggunakan penglihatan grafik, yaitu dengan memeriksa fluktuasi grafik tersebut dari waktu ke waktu.

Metode ARIMA

ARIMA merupakan suatu model yang berbentuk *Time Series* (deret waktu) yang bersifat linear. Agar model ARIMA cocok dengan data, deret waktu harus stasioner. Kegunaan model ARIMA terletak pada kemampuannya untuk membuat perkiraan variasi yang diharapkan antara pengamatan masa depan berdasarkan nilai masa lalu dan nilai galat acak.

Pemodelan jenis ini sangat direkomendasikan untuk meramalkan data yang memiliki jangka waktu yang pendek. Kendatipun begitu, metode ini kurang baik untuk meramalkan data yang memiliki jangka waktu yang cukup panjang, hal ini disebabkan karena nilainya cenderung konstan serta tidak fluktuatif. Model ini merupakan model deret waktu univariat, serta merupakan penggabungan dari autoregresif (AR) dan *moving average* (MA). Metode ini memiliki bentuk umum, yaitu dirumuskan sebagai (Wei, 2006)

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \tag{2.1}$$

dengan Z_t merupakan nilai *X* pada periode *t*, ϕ_p sebagai standar *autoregressive*, θ_q sebagai standar *moving average*, dan ε_t sebagai galat pada periode *t*. Dari bentuk umum di atas, persamaan model yang bisa didapatkan yaitu:

$$Z_t = (1 - \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_1 - \phi_2)Z_{t-2} + \cdots + \left(\phi_p - \phi_{p-1}\right)Z_{t-p} + \theta_0 - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \tag{2.2}$$

dengan Z_t merupakan nilai *X* pada periode *t*, ϕ_i sebagai koefisien regresi pada periode ke-*i* dengan *i* bergerak dari 1 hingga *p*, ϕ_p sebagai standar *autoregressive*, θ_q sebagai standar *moving average*, θ_i sebagai sebagai standar *moving average* ke-*i* dengan *i* bergerak dari 1 hingga *p*, dan a_t sebagai galat pada periode *t*.

Metode GARCH

Model ini merupakan pengembangan dari model ARCH, yang dikembangkan oleh Bollerslev dan Taylor pada tahun 1986. Model ini dibuat guna mencegah ordo yang terlampau tinggi yang berdasarkan prinsip pemilihan *parsimony* dimana semakin sederhana suatu model statistik termasuk jumlah variabel dependen (terpengaruh), yang memuat banyak informasi yang dapat menjelaskan model, semakin membuat model statistik menjadi lebih baik. Prinsip ini pun memungkinkan metode GARCH untuk membuat peramalan yang lebih baik dengan nilai variabel yang lebih sedikit dan menghindari terjadinya *overfitting*. Metode ini dapat dirumuskan sebagai (Lütkepohl, 2004:30)

$$\varepsilon_t = \sigma_t \epsilon_t \tag{2.3}$$

dengan

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \beta_q \sigma_{t-q}^2$$
$$= \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \tag{2.4}$$

dimana σ_t^2 sebagai varians yang terdapat di periode *t*, α_0 sebagai konstanta, $\alpha_{1,}\alpha_{2,\ldots,}\alpha_p$ sebagai indikator dari ARCH, $\sigma_{1,}\sigma_{2,\ldots,}\sigma_q$ sebagai indikator dari GARCH, ε_{t-p}^2 sebagai nilai *varians* kondisional di periode *t-q* dimana *t* bergerak dari 1 hingga *q*.

Uji Asumsi Model

Uji asumsi model dilakukan ketika pemodelan data *Time Series* telah selesai dilakukan, dimana uji ini merupakan suatu tahapan yang berisi pemeriksaan model data, apakah model tersebut sudah *fit* (sesuai) dengan data atau belum. Uji ini dilakukan berdasarkan kepada residual atau sisaan. Salah satu hal yang paling mendasar dari pemodelan ini yaitu adalah *white noise*, yang berarti galat berdistribusi normal, memiliki *varians* yang heterogen, serta bersifat saling bebas.

Uji asumsi ini terbagi ke dalam tiga jenis, yaitu pengujian asumsi normalitas, pengujian kebebasan/independensi, serta pengujian homoskedastisitas.

TABEL 1. Uji Asumsi Model

No	Jenis Pengujian	Statistik Uji, Hipotesis, dan Kesimpulan
1	Pengujian Asumsi Normalitas	$$JB = \frac{n}{2}\left(S_k^2 + \frac{(K_r - 3)^2}{4}\right)$$ dimana *JB* adalah uji *Jarque-Bera*, S_k adalah *skewness*, dan K_r adalah *kurtosis* H_0= Galat terdistribusi secara normal H_1= Galat tidak terdistribusi secara normal **Kesimpulan**: Terima H_0 jika $JK > x^2(\alpha; db = 2)$
2	Pengujian Independensi	$$Q^* = n(n+2)\sum_{i=1}^{k}\frac{\widehat{\rho_k^2}}{(n-k)}$$ dimana *n* adalah banyak data, *k* adalah banyaknya *lag* yang diamati, dan $\widehat{\rho_k^2}$ adalah nilai koefisien autokorelasi pada *lag* ke-*k* H_0= Antar galat tidak berkorelasi H_1= Antar galat berkorelasi **Kesimpulan**: Tolak H_0 jika nilai *p-value* lebih kecil dari α yang ditentukan
3	Pengujian Homoskedastisitas	$$LM = nR^2$$ dimana *n* sebagai ukuran sampel yang diuji, dan R^2 sebagai koefisien determinasi pada suatu regresi antara kuadrat residual waktu *t* dengan kuadrat residual pada periode sebelumnya H_0= tidak ditemukannya efek ARCH, dengan kata lain bahwa tidak terdapat heteroskedastisitas (homoskedastisitas) *varians* galat. H_1= adanya efek ARCH/terdapat heteroskedastisitas *varians* galat. **Kesimpulan**: Tolak H_0 jika nilai *p-value* lebih kecil dari α

Pengukuran Kesalahan Peramalan

Dalam peramalan tentunya pasti akan ditemukan nilai galat *error*. Oleh karena itu, diperlukan ukuran kesalahan peramalan ini agar dapat diketahui seberapa besar efektivitas metode yang digunakan terhadap data yang dimiliki, yaitu menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). MAPE dihitung dengan membagi hasil galat yang diperoleh dengan persentase absolut tiap periode, dengan hasil nilai peramalan pada periode tersebut. Chang (2007:88) memberikan perumusan MAPE sebagai

$$MAPE = 100\% \times \frac{\sum_{i=1}^{n} \frac{|x_i - \widehat{x_i}|}{x_i}}{n} \quad (2.5)$$

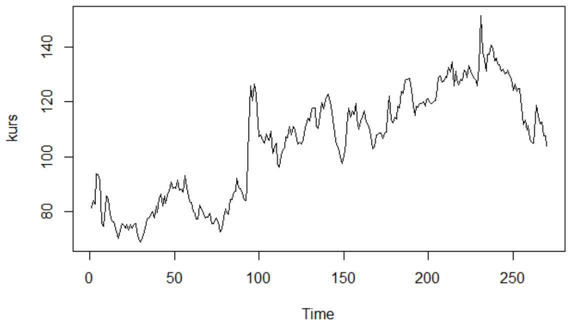
dengan x_i sebagai nilai nyata periode-*i*, $\widehat{x_i}$ sebagai nilai peramalan periode-*n*, dan *n* sebagai banyaknya data. Saat mengevaluasi suatu model peramalan ini, peneliti bebas menentukan batas signifikansi dari MAPE, seperti Chang (2007:88) yang memberikan batas toleransi seperti pada Tabel 2 di bawah.

TABEL 2. Signifikansi dari MAPE

MAPE	Header Kolom
≤10%	Kemampuan peramalan yang baik
10 < *n* ≤ 20%	Kemampuan peramalan yang cukup baik
20 < *n* ≤ 50%	Kemampuan peramalan yang masuk akal
>50%	Kemampuan peramalan yang buruk

PEMBAHASAN

Data yang digunakan yaitu sebanyak 270 observasi secara bulanan mulai bulan Januari 2001 hingga Juni 2023. Dapat dilihat pada Gambar 1 bahwa data yang awalnya mengalami fluktuasi tinggi lalu rendah lalu meninggi kembali. Hal ini menunjukkan bahwa data tersebut memiliki kestasioneran dalam *mean* serta *varians* yang tak konstan. Pernyataan ini dipertegas dengan tabel 3, dimana terlihat bahwa nilai ADF nya melebihi nilai α = 5%, maka dari itu data tersebut belum stasioner dalam mean. Selain itu, dapat dilihat nilai λ nya berada jauh di bawah 1. sehingga perlu untuk dilakukannya transformasi dan *differencing*.



GAMBAR 1. Plot Data Konversi Mata Uang Yen ke Rupiah

TABEL 3. Uji Kestasioneran Data Awal

Data	Uji ADF (*p-value*)	Uji *Box-Cox* (*Rounded Value*)
Nilai Tukar Yen-Rupiah	0.3435	0.50

Setelah dilakukan transformasi akar dan *differencing*, didapatkan hasil uji ADF dan uji *Box-Cox* seperti yang terdapat pada Tabel 4. Terlihat bahwa nilai ADF nya sudah tidak melebihi nilai α = 5%. Selain itu, dapat dilihat nilai λ nya sama dengan 1. Model ARIMA sudah dapat diidentifikasi.

TABEL 4. Uji Kestasioneran Data setelah Tranformasi Akar dan *Differencing*

Data	Uji ADF (*p-value*)	Uji *Box-Cox* (*Rounded Value*)
Nilai Tukar Yen-Rupiah	0.00	1

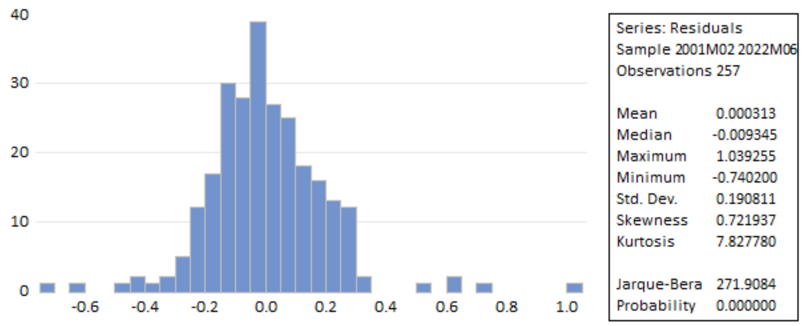
Berdasarkan Gambar 4.7, dapat dilihat pada grafik ACF nya bahwa grafik tersebut mengalami *cutoff* pada *lag* ketiga, sedangkan terlihat pada grafik PACF bahwa grafik tersebut mengalami *cutoff* pada *lag* ketiga. Selain itu, penulis melakukan *differencing* sebanyak satu kali. Dengan demikian, beberapa model ARIMA yang dapat diidentifikasi lebih lanjut yaitu model ARIMA(1,1,3), ARIMA(3,1,1), dan ARIMA(3,1,3).

TABEL 5. Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

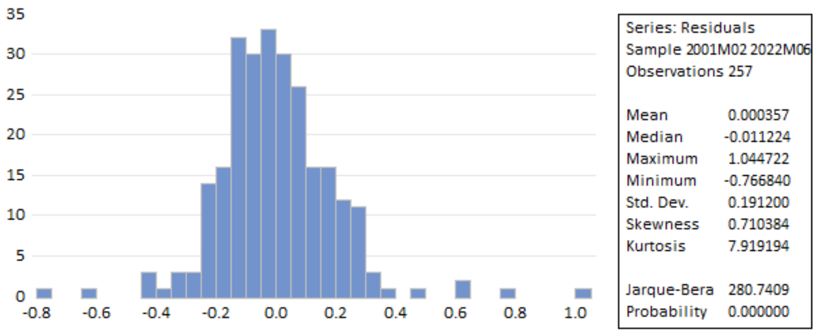
Model	Nilai Parameter	*p-value*	Kesimpulan
ARIMA(1,1,3)	ϕ_1 = 0.465505	0.0822	Signifikan
	θ_1 = -0.398881	0.1425	Tidak Signifikan
	θ_2 = -0.065283	0.3595	Tidak Signifikan
	θ_3 = -0.157355	0.0156	Signifikan
ARIMA(3,1,1)	ϕ_1 = 0.750910	0.0015	Signifikan
	ϕ_2 = -0.076171	0.3559	Tidak Signifikan
	ϕ_3 = -0.097688	0.2385	Tidak Signifikan
	θ_1 = -0.695208	0.0025	Signifikan
ARIMA(3,1,3)	ϕ_1 = -0.337309	0.0000	Signifikan
	ϕ_2 = 0.272635	0.0000	Signifikan
	ϕ_3 = 0.798355	0.0000	Signifikan
	θ_1 = 0.329064	0.9727	Tidak Signifikan
	θ_2 = -0.329064	0.9839	Tidak Signifikan
	θ_3 = -1.000000	0.9895	Tidak Signifikan

Dapat dilihat pada Tabel 5 bahwa semua model memiliki setidaknya satu *p-value* yang signifikan pada taraf signifikansi α = 5%. Selanjutnya, ketiga model tersebut akan diuji dengan uji diagnostik model.

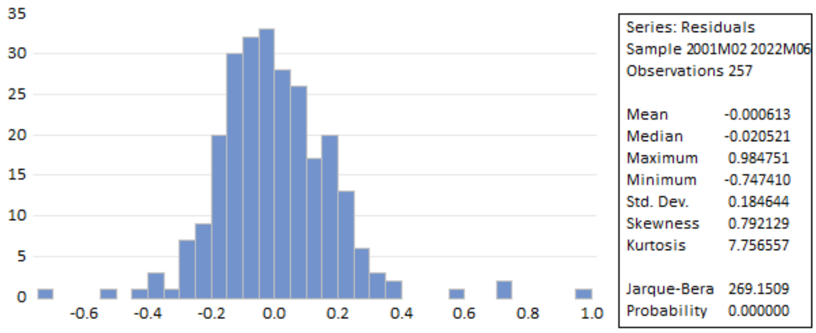
Pada uji normalitas, didapatkan hasil pengujian seperti yang tercantum pada Gambar 2. Terlihat bahwa semua model tersebut memiliki *p-value* yang signifikan (yaitu 0.000) pada taraf signifikansi α = 5%. Dengan demikian, didapat kesimpulan yaitu tolak H_0 (galat tidak terdistribusi normal).



(a)



(b)



(c)

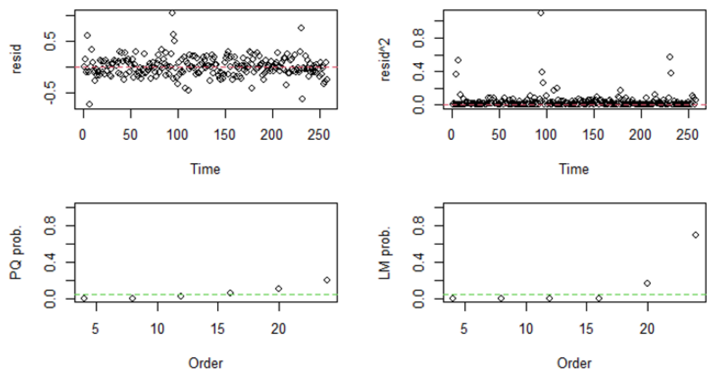
GAMBAR 2. Plot Histogram Hasil Uji Normalitas Model (a) ARIMA(1,1,3), (b) ARIMA(3,1,1), dan (c) ARIMA(3,1,3)

Pada uji independensi, didapatkan hasil pada Tabel 6 bahwa nilai *p* untuk model tersebut lebih besar dari taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Dari hal tersebut, dapat diketahui bahwa terima H_0 (tidak ditemukan sisa autokorelasi pada galat).

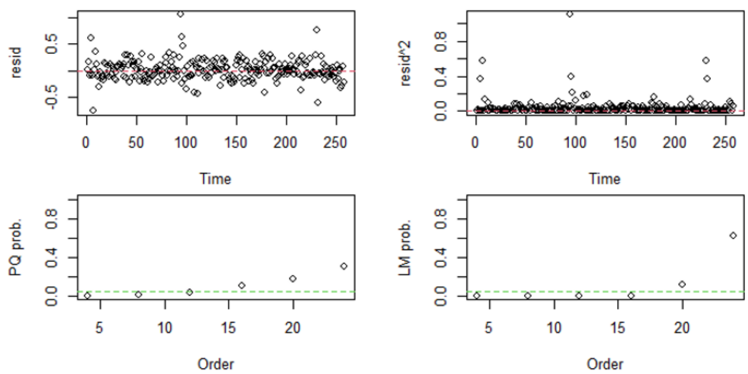
TABEL 6. Hasil Uji *Ljung-Box*

Model	Uji *Ljung-Box*
	p-value
ARIMA(1,1,3)	0.9474
ARIMA(3,1,1)	0.9585
ARIMA(3,1,3)	0.3044

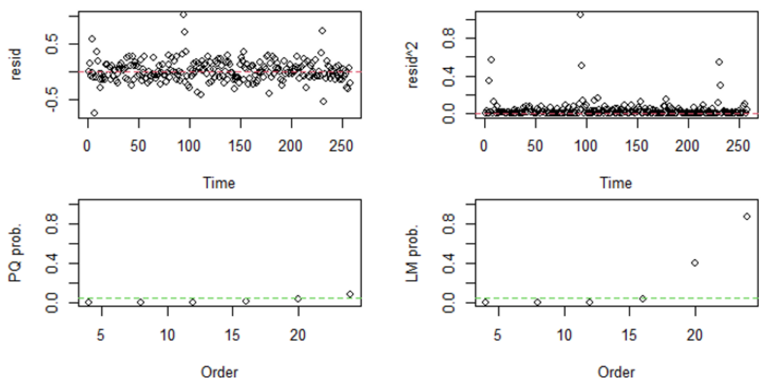
Pada uji heteroskedastisitas, didapatkan hasil pada Gambar 3 bahwa plot ARCH-LM tersebut nampak terdapat di bawah garis batas signifikansi. Hal ini membuktikan bahwa ragam dari galat pada model tersebut tidak homogen. Oleh karena itu, kedua model tersebut tidak cukup hanya menggunakan model ARIMA, namun perlu dilanjut ke metode ARIMA-GARCH.



(a)



(b)



(c)

GAMBAR 3. Plot Uji ARCH-LM Model (a) ARIMA(1,1,3), (b) ARIMA(3,1,1), dan (c) ARIMA(3,1,3)

Dikarenakan terdapat tiga model terpilih yaitu ARIMA(1,1,3), ARIMA(3,1,1) dan ARIMA(3,1,3), maka dilakukanlah uji AIC dan didapatkan nilai AIC berturut-turut yaitu -0.431753, -0.427745, dan -0.454840. Model ARIMA yang dipilih yaitu model ARIMA(3,1,3) dengan persamaannya yaitu

$$\dot{Z}_t = 0.6626\dot{Z}_{t-1} + 0.6045\dot{Z}_{t-2} + 0.52162\dot{Z}_{t-3} - 0.7843\dot{Z}_{t-4} + 0.3282(a_{t-1} + a_{t-2}) + a_{t-3} + a_t$$

dimana, $\dot{Z}_t = \sqrt{Z_t}$.

Karena sebelumnya didapat model ARIMA(3,1,3), maka estimasi parameter GARCH ini menggunakan kombinasi angka 1 dan 3, sehingga model yang menjadi perkiraan antara lain ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1), ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,3), ARIMA(3,1,3)-GARCH(3,1), dan ARIMA(3,1,3)- GARCH(3,3).

TABEL 7. Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA-GARCH

Model	Nilai Parameter	*p-value*	Kesimpulan	Nilai AIC
ARIMA(3,1,3) GARCH(1,1)	-0.000118	0.9921	Tidak Signifikan	**AIC = 0.566511**
	ϕ_1 = -0.223041	0.0832	Tidak Signifikan	
	ϕ_2 = -0.128196	0.3392	Tidak Signifikan	
	ϕ_3 = -0.730108	0	Signifikan	
	θ_1 = 0.255027	0.0564	Tidak Signifikan	
	θ_2 = 0.108312	0.4571	Tidak Signifikan	
	θ_3 = 0.781408	0	Signifikan	
	ω = 0.008673	0.0779	Tidak Signifikan	
	α_1 = 0.134896	0.0104	Signifikan	
	β_1 = 0.584896	0.0017	Signifikan	
ARIMA(3,1,3) GARCH(1,3)	0.000337	0.978	Tidak Signifikan	AIC = -0.550288
	ϕ_1 = -0.03293	0.8913	Tidak Signifikan	
	ϕ_2 = -0.265424	0.1591	Tidak Signifikan	
	ϕ_3 = -0.535798	0.0216	Signifikan	
	θ_1 = 0.043687	0.8593	Tidak Signifikan	
	θ_2 = 0.268297	0.1832	Tidak Signifikan	
	θ_3 = 0.556812	0.0188	Signifikan	
	ω = 0.011245	0.1807	Tidak Signifikan	
	α_1 = 0.107834	0.0528	Tidak Signifikan	
	β_1 = 0.467834	0.6628	Tidak Signifikan	
	β_2 = 0.027834	0.9827	Tidak Signifikan	
	β_3 = 0.027834	0.9668	Tidak Signifikan	
ARIMA(3,1,3)	0.001397	0.908	Tidak Signifikan	AIC = -0.537086

GARCH(3,1)	ϕ_1 = -0.034638	0.8882	Tidak Signifikan	
	ϕ_2 = -0.268268	0.1746	Tidak Signifikan	
	ϕ_3 = -0.53249	0.0248	Signifikan	
	θ_1 = 0.054563	0.8283	Tidak Signifikan	
	θ_2 = 0.270831	0.2011	Tidak Signifikan	
	θ_3 = 0.547257	0.0234	Signifikan	
	ω = 0.011876	0.3493	Tidak Signifikan	
	α_1 = 0.105538	0.0521	Tidak Signifikan	
	α_2 = 0.025538	0.8504	Tidak Signifikan	
	α_3 = 0.025538	0.8526	Tidak Signifikan	
	β_1 = 0.465538	0.4092	Tidak Signifikan	
ARIMA(3,1,3) GARCH(3,3)	0.001768	0.9224	Tidak Signifikan	AIC = -0.456457
	ϕ_1 = -0.041695	0.8758	Tidak Signifikan	
	ϕ_2 = -0.245944	0.2903	Tidak Signifikan	
	ϕ_3 = -0.557874	0.0347	Signifikan	
	θ_1 = 0.056999	0.8386	Tidak Signifikan	
	θ_2 = 0.247851	0.3361	Tidak Signifikan	
	θ_3 = 0.57948	0.0339	Signifikan	
	ω = 0.020119	0.8644	Tidak Signifikan	
	α_1 = 0.094514	0.252	Tidak Signifikan	
	α_2 = 0.027847	0,9741	Tidak Signifikan	
	α_3 = 0.027847	0.96	Tidak Signifikan	
	β_1 = 0.394514	0.9642	Tidak Signifikan	
	β_2 = 0.027847	0.9977	Tidak Signifikan	
	β_3 = 0.027847	0.9945	Tidak Signifikan	

Dapat dilihat pada kedua tabel di atas bahwa dari nilai AIC nya, model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1) memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan model lainnya. Oleh karena itu, model yang akan digunakan lebih lanjut yaitu model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1).

TABEL 8. Hasil Uji Diagnostik Model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1)

Jenis Uji Diagnostik Model	*p-value*
Uji *Jarque-Bera*	0
Uji *Ljung-Box*	0.999049
Uji ARCH-LM	0.986137

Pada Tabel 8, dapat dilihat bahwa nilai *p* yang didapat pada uji Ljung-Box melebihi taraf signifikansi α = 5%, menandakan bahwa model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1) mempunyai sisaan yang tidak memiliki autokorelasi. Lalu pada uji ARCH-LM didapat nilai *p* yang melebihi taraf signifikansi α = 5%, dimana hal ini menandakan bahwa model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1) tidak mempunyai efek ARCH, atau tidak ditemukan adanya gejala heteroskedastik pada sisaan kuadrat nya. Lalu, didapat model ARIMA-GARCH nya yaitu:

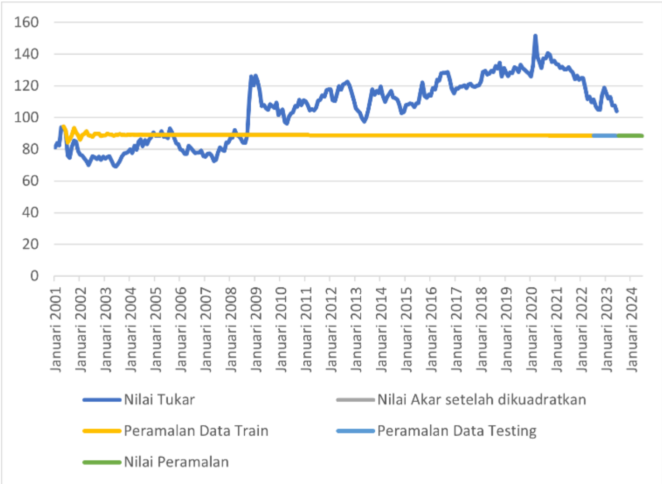
$$\sigma_t^2 = 0.008673 + 0.13489\varepsilon_{t-1}^2 + 0.58489\sigma_{t-1}^2$$

Selanjutnya, diperoleh hasil peramalan selama 12 bulan mendatang dimulai dari Agustus 2023 hingga Juli 2024 dengan MAPE sebesar 19.29%, seperti yang tercantum pada tabel dan gambar di bawah ini.

TABEL 9. Hasil Peramalan Bulan Agustus 2023 hingga Juli 2024

Bulan	Nilai Peramalan (Rp)
Agustus 2023	88.6040
September 2023	88.6018

Oktober 2023	88.5996
November 2023	88.5973
Desember 2023	88.5951
Januari 2024	88.5929
Februari 2024	88.5907
Maret 2024	88.5885
April 2024	88.5863
Mei 2024	88.5841
Juni 2024	88.5818
Juli 2024	88.5796



GAMBAR 4. Plot Data Konversi Mata Uang Yen ke Rupiah

PENUTUP

Berdasarkan pembahasan serta hasil analisis peramalan konversi mata uang Yen terhadap Rupiah dengan menggunakan metode ARIMA-GARCH, maka kesimpulan yang didapatkan dari penelitian yaitu data konversi mata uang Yen terhadap Rupiah ini cukup cocok diramalkan menggunakan model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1) dibandingkan dengan menggunakan model lainnya, dengan persamaan modelnya yaitu:

$\dot{Z}_t = 0.6626\dot{Z}_{t-1} + 0.6045\dot{Z}_{t-2} + 0.52162\dot{Z}_{t-3} - 0.7843\dot{Z}_{t-4} + 0.3282(a_{t-1} + a_{t-2}) + a_{t-3} + a_t$dengan $\sigma_t^2 = 0.008673 + 0.13489\varepsilon_{t-1}^2 + 0.58489\sigma_{t-1}^2$ dan $\dot{Z}_t = \sqrt{Z_t}$. Hal tersebut dapat dibuktikan dari nilai AIC model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1) yaitu -0.566511, jauh lebih kecil apabila dibandingkan dengan model lainnya. Selain itu, didapat pula bahwa peramalan konversi mata uang Yen ke Rupiah dengan menggunakan model ARIMA(3,1,3)-GARCH(1,1) menghasilkan nilai MAPE sebesar 19.29%

REFERENSI

Anderson, D. R., Burnham, K. P., White, G. C. (1998) *Comparison of Akaike Information Criterion and Consistent Akaike Information Criterion for Model Selection and Statistical Inference from Capture-Recapture Studies*. Journal of Applied Statistics, 25(2), 263-282.

Aktivani, S. (2021). *Uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019*. Jurnal Statistika Industri dan Komputasi, 6(01), 26-33.

Bain, L. J., & Engelhardt, M. (1992). *Introduction to Probability and Mathematical Statistics Second Edition*. Belmont, CA: Duxbury Press.

Barbara, D., Li, C., Jing, Y., & Samuel, A. (2022). *Modeling and Forecast of Ghana's GDP Using ARIMA-GARCH Model*. Open Access Library Journal, 9(1), 1-16.

Chang, P. C., Wang, Y. W., & Liu, C. H. (2007). *The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting*. Expert Systems with Applications, 32(1), 86-96.

Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series analysis: with applications in R (Vol. 2)*. New York: Springer.

Garini, F. C., & Anbiya, W. (2022). *The Application of GARCH Forecasting Method in Predicting The Number of Rail Passengers (Thousands of People) in Jabodetabek Region*. Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi, 18(2), 198-223.

Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometrics fourth edition*. McGraw-Hill. New York.

Lo, Michael S. (2003) *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Time Series Models*. Thesis. Burnaby: Department of Statistics and Actuarial Science, Simon Fraser University

Lütkepohl, H., & Krätzig, M. (Eds.). (2004). *Applied Time Series Econometrics*. Cambridge University Press, Cambridge.

Mulyana. (2004). *Buku Ajar Analisis Deret Waktu*. Universitas Padjadjaran MIPA Jurusan Statistika. Bandung

Tsay, R.S. (2002). *Analysis of Financial Time Series*. John Wiley & sons, Inc, New York.

Walpole, Ronald E. (1995). *Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuwan Edisi ke-4*. Penerbit ITB, Bandung.

Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. Addison Wesley, Canada.