

Pemodelan ARIMA-GARCH dalam Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Yen dengan Masalah Keheterogenan Ragam

**Gusti Tasya Meilania, Adeline Vinda Septiani, Efita Erianti,
Khairil Anwar Notodiputro, Yenni Angraini**

Department of Statistics, IPB University

*Correspondence: meilaniatasya@apps.ipb.ac.id

ABSTRAK

Nilai tukar mata uang merupakan harga mata uang suatu negara yang dinyatakan ke dalam mata uang negara lain. Pada awal tahun 2020, terjadi pandemi COVID-19 yang berpengaruh terhadap pelemahan dan perubahan nilai tukar mata uang Rupiah terhadap mata uang *hard currency*, salah satunya Yen Jepang. Hal ini mempengaruhi harapan dari kerja sama LCS antara Indonesia dan Jepang dalam hal meningkatkan nilai perdagangan hingga investasi kedua negara. Oleh karena itu, peramalan nilai tukar mata uang yang akan datang sangat diperlukan untuk menentukan kebijakan perekonomian makro yang akan datang. ARIMA merupakan metode kuantitatif yang lazim digunakan untuk meramalkan data di masa yang akan datang dengan menggunakan pola data masa lampau. Kelemahan metode ini muncul ketika data melanggar asumsi kehomogenan ragam yang sering terjadi pada data finansial, salah satunya data kurs mata uang. Model ARCH/GARCH adalah model yang efektif untuk data dengan karakteristik ragam yang tidak menentu. Namun demikian, ada potensi untuk menggabungkan ARIMA dan ARCH/GARCH menjadi model *hybrid* ARIMA-ARCH/GARCH untuk memperoleh hasil peramalan dengan akurasi yang lebih tinggi. Dalam penelitian ini, pada data *return* minimum nilai tukar mata uang Rupiah Indonesia (IDR) terhadap Yen Jepang (JPY) menunjukkan hasil bahwa model ARIMA(0,0,1) memberikan akurasi RMSE sebesar 0.008. Sedangkan model peramalan terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan data *return* maksimum nilai tukar IDR terhadap JPY adalah ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1) dengan akurasi RMSE yang kecil 0.014. Hasil peramalan untuk data *return* minimum jual maupun beli diduga mengalami penguatan nilai tukar. Sedangkan hasil peramalan untuk data *return* maksimum jual maupun beli diduga mengalami pelemahan nilai tukar.

Kata kunci : Arima-Arch/Garch, Homogenitas Ragam, Nilai Return, Peramalan Runtun Waktu, Volatilitas

ABSTRACT

The currency exchange rate is the price of a country's currency expressed into another country's currency. At the beginning of 2020, the COVID-19 pandemic affected the weakening and changes in the Rupiah exchange rate against hard currencies, one of which was the Japanese Yen. This affects the expectations of LCS cooperation between Indonesia and Japan in terms of increasing the value of trade to investment between the two countries. Therefore, forecasting the upcoming currency exchange rate is indispensable to determine the upcoming macroeconomic policy. ARIMA is a commonly used quantitative method to forecast future data using past data patterns. The weakness of this method arises when the data violates the assumption of homogeneity of variety that often occurs in financial data, one of which is currency exchange rate data. The ARCH/GARCH model is an effective model for data with uncertain diversity characteristics. However, there is potential to combine ARIMA and ARCH/GARCH into an ARIMA-ARCH/GARCH hybrid model to obtain forecasting results with greater accuracy. In this study, the minimum return data on the Indonesian Rupiah (IDR) exchange rate against the Japanese Yen (JPY) shows the results that the ARIMA(0,0,1) model provides RMSE accuracy of 0.008. While the best forecasting model that can be used to forecast the maximum return data of the IDR exchange rate against JPY is ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1) with a small RMSE accuracy of 0.014. The forecasting results for the minimum return data for buying and selling are expected to strengthen the exchange rate. Meanwhile, the forecasting results for the maximum return data for buying and selling are expected to experience exchange rate weakening.

Keywords : Arima-Arch/Garch, Homogeneity Of Variance, Return Value, Time Series Forecasting, Volatility

PENDAHULUAN

Era globalisasi saat ini, perdagangan internasional antar negara-negara di dunia telah mengalami perkembangan yang pesat. Dalam melakukan transaksi ekonomi pada suatu negara, uang merupakan alat tukar yang paling lazim digunakan untuk melakukan pembayaran atas pembelian barang maupun jasa. Setiap negara memiliki nilai mata uang yang berbeda dengan negara lainnya. Salah satu indikator yang dapat mempengaruhi kegiatan jual beli di pasar internasional yaitu nilai tukar mata uang (kurs). Nilai tukar dianggap sebagai penghubung antara dua mata uang dari masing-masing negara yang melakukan transaksi ekonomi, karena nilai tukar mata uang merupakan harga mata uang suatu negara yang dinyatakan ke dalam mata uang negara lain. Hal ini membuat nilai tukar mata uang menjadi salah satu indikator yang dapat menentukan stabilitas perekonomian suatu negara.

Pada awal tahun 2020, hampir seluruh negara di dunia termasuk Indonesia mengalami krisis ekonomi yang di akibatkan oleh adanya pandemi *Coronavirus Disease 2019* (COVID-19). mulai menyebar di Indonesia. Hal ini juga berpengaruh terhadap pelemahan dan perubahan nilai tukar mata uang Rupiah Indonesia (IDR) Indonesia terhadap mata uang asing. Nilai rupiah yang melemah dalam 5 tahun terakhir saat ini menyentuh angka Rp16.000,00- yang termasuk dalam kategori *hard currency* (Ane & Yahya, 2020). *Hard currency* dapat diartikan sebagai mata uang asing yang sering digunakan sebagai alat transaksi ekonomi dan keuangan internasional yang memiliki kecenderungan untuk stabil bahkan mengalami kenaikan nilai dibandingkan mata uang negara lainnya (Zainul & Zulkifli, 2020). Mata uang dari kategori itu sering diperjualbelikan oleh para investor, salah satunya mata uang Yen Jepang yang menjadi satu-satunya mata uang negara Asia yang masuk dalam kategori tersebut.

Sejak tahun 2018, Indonesia melakukan kerjasama internasional dengan membentuk kerangka *Local Currency Settlement* (LCS) sebagai sistem pertukaran mata uang asing. LCS dianggap sebagai salah satu upaya dalam penyelesaian transaksi bilateral yang dilakukan oleh dua negara yang berbeda dengan menggunakan mata uang lokal yang berlaku di masing-masing negara. Bank Indonesia (BI) telah menjalin kerjasama dengan negara-negara lain, salah satunya Jepang, dalam rangka mengembangkan transaksi LCS. Upaya perluasan LCS bertujuan untuk dapat meningkatkan stabilitas nilai tukar Rupiah Indonesia (IDR) terhadap mata uang asing. Bank Indonesia mencatat telah terjadi kenaikan nilai yang signifikan dalam penyelesaian transaksi bilateral menggunakan mata uang lokal antara pelaku usaha di Indonesia dan Jepang. Selain itu, Jepang tercatat sebagai mitra dagang terbesar ke-2 bagi Indonesia dari sisi ekspor setelah China. Adanya kerja sama LCS antara Jepang-Indonesia, nilai perdagangan hingga investasi kedua negara diharapkan dapat terus meningkat. Akan tetapi, nilai tukar tidak ditetapkan oleh bank sentral, melainkan pasar, sehingga nilai tukar dapat berubah setiap saat sesuai mekanisme pasar. Oleh karena itu prediksi nilai tukar mata uang yang akan datang sangat diperlukan untuk menentukan kebijakan perekonomian yang akan datang.

Data nilai tukar mata uang umumnya berupa data runtun waktu karena dikumpulkan berdasarkan urutan waktu dalam suatu periode tertentu. Analisis runtun waktu dapat didefinisikan sebagai suatu metode kuantitatif yang biasa digunakan untuk menentukan pola data masa lampau untuk memprediksi atau meramalkan data di masa yang akan datang (Soejoeti, 1987). Sebagai langkah awal, peramalan menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yaitu melakukan identifikasi terhadap data dan mengidentifikasi model dalam bentuk plot *data runtun waktu* untuk mengetahui pola dan trend data yang akan di teliti. Selain itu, identifikasi ini digunakan untuk mengetahui asumsi kestasioneran data, apakah stasioner secara rata-rata atau stasioner dalam ragam. Metode ini merupakan salah satu metode analisis runtun waktu yang memanfaatkan data masa lampau untuk memperoleh nilai peramalan di masa mendatang dengan asumsi ragam residual yang bersifat konstan (homogen). Akan tetapi, pada kenyataannya tidak semua data memenuhi asumsi tersebut, salah satunya data nilai tukar mata uang (kurs).

Pemodelan dengan menggunakan metode ARIMA diduga belum mampu untuk digunakan dalam peramalan data dengan asumsi homogenitas yang terlanggar (Montgomery, Jennings dan Kulahci, 2015). Engle (1982) dalam (Cryer and Chan, 2008), mengemukakan suatu ide yang dapat memodelkan ketidakhomogenan ragam dari sebuah runtun waktu yang disebut *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH). Metode ini selanjutnya dikembangkan menjadi *General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) oleh Bollerslev (1986). Sehingga model ARCH/GARCH disajikan sebagai model yang diduga efektif untuk data dengan karakteristik ragam yang tidak menentu seperti yang sering ditemukan pada data ekonomi dan keuangan, sehingga model

hybrid ARIMA-ARCH/GARCH ini dapat digunakan dalam peramalan data runtun waktu dengan mempertimbangkan sifat ragam yang tidak menentu.

Peramalan nilai tukar mata uang asing sebelumnya pernah dilakukan Panda et al. (2022) dengan mata uang berupa Dolar Australia terhadap Yen Jepang (AUD/JPY), Dolar Selandia Baru terhadap Dolar Amerika Serikat (NZD/USD) dan Poundsterling Inggris terhadap Yen Jepang (GBP/JPY) menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan pendekatan *Random Forest* (CNN-RF) untuk meramalkan harga penutupan nilai tukar mata uang di masa depan. Penelitian ini dilakukan dengan membandingkan model ARIMA, *Multi-Layer Perceptron* (MLP), dan *Linear Regression* (LR) terhadap CNN-RF. Model CNN-RF yang diusulkan ternyata tidak hanya mampu untuk harga nilai tukar mata uang, tetapi juga mampu membimbing investor untuk melakukan investasi di pasar Forex. Kriteria evaluasi yang digunakan yaitu dilihat dari nilai R^2 , MAE dan RMSE dimana masing-masing metode evaluasi memperoleh nilai akurasi sebesar 0.9.

Iswardani et al., (2021) mengusulkan penggunaan metode *Quantum Neural Network* untuk meramalkan nilai mata uang Rupiah Indonesia (IDR) ke beberapa mata uang di negara Asia, salah satunya mata uang Yen Jepang. Penelitian tersebut melakukan pengujian akurasi dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan hasil rata-rata nilai MAPE 0.4 dan akurasi algoritma dapat dikatakan akurat karena memiliki nilai akurasi sebesar 99.6%. Ardesfira et al. (2023) melakukan peramalan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika demi menjaga stabilitas negara dalam melakukan transaksi. Hasil yang di dapatkan dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) menunjukkan bahwa Indonesia mengalami penurunan nilai tukar mata uang rupiah terhadap dolar Amerika pada tahun 2022 dan 2023 yang mencapai Rp14.484,5,- dan Rp14.704,7- per USD dengan ramalan tertinggi sampai Rp16.691,6- pada akhir tahun 2022 dan Rp17.781,8- pada akhir tahun 2023. Model yang cocok yaitu model ARIMA (3,1,1).

Penelitian lain yang dilakukan oleh Khandelwal dan Mohanty (2021) menggunakan metode ARIMA untuk memprediksi harga saham dengan data 3 tahun dimana diperoleh model ARIMA (1,1,1) yang baik dengan prediksi naik dalam jangka pendek untuk memprediksi harga saham. Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh Naimy et al. (2021) meramalkan volatilitas kripto dan mata uang dunia tahun 2015-2019 dengan menggunakan beberapa model GARCH dengan hasil bahwa model IGARCH merupakan model terbaik untuk memprediksi volatilitas mata uang dunia. Selain itu, dalam penelitian ini juga disebutkan bahwa pemodelan untuk mata uang kripto lebih baik menggunakan pengembangan model-model GARCH seperti CGARCH, GJR-GARCH, APARCH, dan TGARCH.

Penelitian terkait peramalan nilai tukar mata uang juga pernah dilakukan oleh Sirait dan Simatupang (2019) terhadap empat mata uang yaitu Dolar Amerika Serikat (USD), Dolar Australia (AUD), Euro Uni Eropa (EUR) dan Yen Jepang (JPY) terhadap Rupiah Indonesia (IDR) Indonesia (Rp) dengan menggunakan *Capula Method* dan simulasi Monte-Carlo. Hasil yang didapatkan dari uji pemilihan model yang paling tepat diterapkan berdasarkan karakteristik nilai tukar USD adalah ARIMA(1,1,2), nilai tukar AUD adalah SARIMA (0,0,0)(2,2,2), nilai tukar EUR adalah ARIMA(2,1,2), dan nilai tukar JPY adalah ARIMA(1,1,2). Dari pengujian AIC, hanya nilai tukar AUD/IDR yang menunjukkan pola musiman dimana ada pergerakan berulang dalam AUD/IDR yang terjadi pada periode 2008 hingga 2018.

Tujuan penelitian ini adalah untuk meramalkan nilai tukar mata uang Rupiah Indonesia (IDR) terhadap Yen Jepang (JPY) agar dapat melihat kenaikan atau penurunan kurs sebagai salah satu upaya penentuan kebijakan ekonomi di masa yang akan datang dengan menggunakan metode peramalan lebih tepat untuk digunakan terhadap data keuangan dengan volatilitas yang tinggi.

METODE

Data yang digunakan adalah data sekunder nilai tukar mata uang Rupiah Indonesia (IDR) Indonesia atas Yen Jepang periode Januari 2019 – Februari 2023 dengan menggunakan data mingguan. Data yang digunakan dapat diakses secara online melalui <https://www.bi.go.id/id/statistik/informasi-kurs/transaksi-bi>. Analisis data dilakukan menggunakan perangkat lunak R dengan tahapan sebagai berikut.

1. Menghitung nilai *return* untuk data kurs jual dan kurs beli, baik minimum maupun maksimum setiap minggu dengan rumus menurut (Kuswanto & Suhartono, 2012) sebagai berikut.

$$R_t = \ln\left(\frac{y_t}{y_{t-1}}\right)$$

dengan adalah *return* kurs waktu ke- t , adalah nilai kurs pada waktu ke- t , dan adalah nilai kurs pada waktu ke- $(t-1)$.

2. Membagi data menjadi data latih dan data uji. Data latih (*training data*) umumnya digunakan untuk membangun model terbaik yang dapat digunakan untuk peramalan, sedangkan data uji (*testing data*) digunakan untuk evaluasi model yang terbentuk. Adapun untuk data latih, digunakan sebanyak 208 data mingguan yang dimulai dari tanggal 14 Januari 2019 sampai tanggal 2 Januari 2023. Sementara untuk data uji, digunakan sebanyak 8 data mingguan yang dimulai dari tanggal 9 Januari 2023 sampai tanggal 27 Februari 2023.
3. Melakukan eksplorasi dan identifikasi karakteristik data *return* kurs jual dan *return* kurs beli baik secara visual maupun dengan uji statistik. Pengujian umumnya dilakukan melalui uji akar-akar unit dengan jenis pengujian *Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test* dan *Box-Cox Transformation* (Huang & Petukhina, 2022).
 - a. Hipotesis
$$H_0: \rho = 0 \rightarrow \text{data bersifat stasioner}$$

$$H_0: \rho \neq 0 \rightarrow \text{data tidak bersifat stasioner}$$
 - b. Statistik Uji
$$\tau = \frac{\hat{\rho}}{s.e(\hat{\rho})}$$
 - c. Kriteria Keputusan

Jika $|\tau_{hitung}|$ dari uji ADF $\geq$ nilai kritis ADF tabel *Mac Kinnon* atau $p_{value} < \alpha = 0.05$, maka H_0 ditolak.
4. Mengidentifikasi dan menduga parameter model ARIMA data *return* kurs jual dan *return* kurs beli baik untuk data minimum maupun data maksimum. Berikut persamaan umum untuk model *Autoregressive (AR)*, *Moving Average (MA)*, dan *Autoregressive-Moving Average (ARMA)* (Cryer & Chan, 2008).
 - a. Model *Autoregressive*. Proses *autoregressive* adalah proses hasil regresi diri dengan notasi AR (p), dimana ukuran p adalah jumlah nilai historis yang digunakan dalam model deret waktu.
$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

dengan Y_t adalah pengamatan saat ini, $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ adalah pengamatan sebelumnya, ϕ_i adalah parameter model AR, dan ε_t adalah *error term*.
 - b. Model *Moving Average*. Rata-rata bergerak (*moving average*) merupakan suatu proses dimana nilai deret waktu pada waktu ke- t dipengaruhi oleh unsur kesalahan (*error*) saat ini dan mungkin juga unsur kesalahan terbobot pada masa lalu. Proses ini umumnya dinotasikan dengan MA (q) dimana q menunjukkan orde proses *moving average*.
$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

dengan Y_t adalah pengamatan saat ini, $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ adalah *error term*, dan θ_i adalah parameter model MA.
 - c. Model ARMA. Model ARMA merupakan model gabungan dari model AR (*autoregressive*) dan model MA (*moving average*). Model ARMA memiliki karakteristik serupa dengan yang dimiliki oleh model AR dan model MA, yaitu dipengaruhi oleh data atau informasi pada *lag* periode sebelumnya.
$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Penentuan orde untuk setiap model dapat diperoleh melalui plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan plot *Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Berikut kriteria penentuan ordo untuk proses AR, MA, dan ARMA (Shumway & Stoffer, 2011).

Tabel 1
Karakteristik Plot ACF dan PACF

AR(p)		MA(q)	ARMA(p, q)
ACF	Tails off	Cuts off setelah lag q	Tails off
PACF	Cuts off setelah lag p	Tails off	Tails off

Sumber: data olahan

5. Melakukan uji signifikansi parameter model ARIMA menggunakan *t-test*.
 - a. Hipotesis
 $H_0: \phi_i = 0$ dan/atau $\theta_i = 0 \rightarrow$ parameter tidak signifikan terhadap model
 $H_0: \phi_i \neq 0$ dan/atau $\theta_i \neq 0 \rightarrow$ parameter tidak signifikan terhadap model
 - b. Statistik Uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{s.e(\hat{\phi})} \text{ dan/atau } t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{s.e(\hat{\theta})}$$
 - c. Kriteria Keputusan
 Jika $|t_{hitung}| \geq t_{(\frac{\alpha}{2}, n-1)}$ atau $p_{value} < \alpha = 0.05$, maka H_0 ditolak.
6. Melakukan uji diagnostik model ARIMA yaitu residual tidak berautokorelasi, residual berdistribusi normal, dan ragam residual homogen (Bisgaard dan Kulahci, 2011).
 - a. Residual tidak berautokorelasi dengan menggunakan *Ljung-Box Test*
 - 1) Hipotesis
 $H_0: \rho_{e_1} = \rho_{e_2} = \dots = \rho_{e_k} = 0 \rightarrow$ tidak ada korelasi antar residual
 $H_1: \text{minimal ada satu } \rho_{e_k} \neq 0; i = 1, 2, \dots, K \rightarrow$ ada korelasi antar residual
 - 2) Statistik Uji

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_{e_k}^2}{(n-k)}$$
 dimana Q adalah statistik Ljung-Box, $\hat{\rho}_{e_k}$ adalah estimasi dugaan ACF residual dan n adalah jumlah amatan.
 - 3) Kriteria Keputusan
 Jika $Q \geq \chi_{\alpha; k-p-q}^2$ atau $p_{value} < \alpha = 0.05$, maka H_0 ditolak.
 - b. Residual berdistribusi normal dengan menggunakan *Kolmogorv-Smirnov Test*.
 - 1) Hipotesis
 $H_0: F(\varepsilon_t) = F_0(\varepsilon_t) \rightarrow$ residual berdistribusi normal
 $H_1: F(\varepsilon_t) \neq F_0(\varepsilon_t) \rightarrow$ residual tidak berdistribusi normal
 - 2) Statistik Uji

$$D = \sup |S(\varepsilon_t) - F_0(\varepsilon_t)|$$
 dimana $F(\varepsilon_t)$ adalah fungsi distribusi data residual yang belum diketahui dan $S(\varepsilon_t)$ adalah fungsi distribusi kumulatif dari data asal residual.
 - 3) Kriteria Keputusan
 Jika $D_{hitung} \geq D_{\alpha; n}$ atau $p_{value} < \alpha = 0.05$, maka H_0 ditolak.
 - c. Ragam residual homogen dengan menggunakan *Ljung-Box Test*.
 - 1) Hipotesis
 $H_0: \rho_1 = \rho_2 \dots = \rho_k = 0 \rightarrow$ ragam residual bersifat homogen
 $H_1: \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0; i = 1, 2, \dots, K \rightarrow$ ragam residual bersifat heterogen
 - 2) Statistik Uji

$$LB = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)}$$
 dimana $\hat{\rho}_k^2$ adalah estimasi dugaan ACF residual dan n adalah jumlah amatan.
 - 3) Kriteria Keputusan

$$LB = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)},$$
 dimana $\hat{\rho}_k^2$ adalah estimasi dugaan ACF residual dan n adalah jumlah amatan.
7. Menentukan model ARIMA terbaik berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* dengan rumus sebagai berikut.

$$AIC = -2 \ln(\text{maximized likelihood}) + 2r \approx n \ln(\hat{\sigma}_a^2) + 2r$$
 dengan $\hat{\sigma}_a^2$ adalah dugaan *maximum likelihood* dari ragam residual, r adalah jumlah dugaan parameter dalam suatu model termasuk konstanta. AIC yang dipilih adalah AIC dengan nilai terkecil (Bisgaard and Kulahci, 2011).
8. Melakukan uji efek ARCH terhadap residual dari model ARIMA untuk mengetahui ada tidaknya gejala heteroskedastisitas dengan menggunakan *ARCH-LM Test*.
9. Jika terdapat gejala heteroskedastisitas, maka dilakukan pemodelan menggunakan model ARCH/GARCH. Berikut persamaan umum untuk model ARCH(p).

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$$

dengan p merupakan jumlah lag dalam model, ω adalah konstanta dalam model, dan α_i merupakan koefisien dari model ARCH. Sedangkan persamaan umum untuk model GARCH adalah sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

dengan p merupakan jumlah lag dalam model ARCH, q adalah jumlah lag dalam model GARCH, ω adalah konstanta dalam model, α_i merupakan koefisien dari model ARCH, dan β_i merupakan koefisien dari model GARCH (Huang dan Petukhina, 2022).

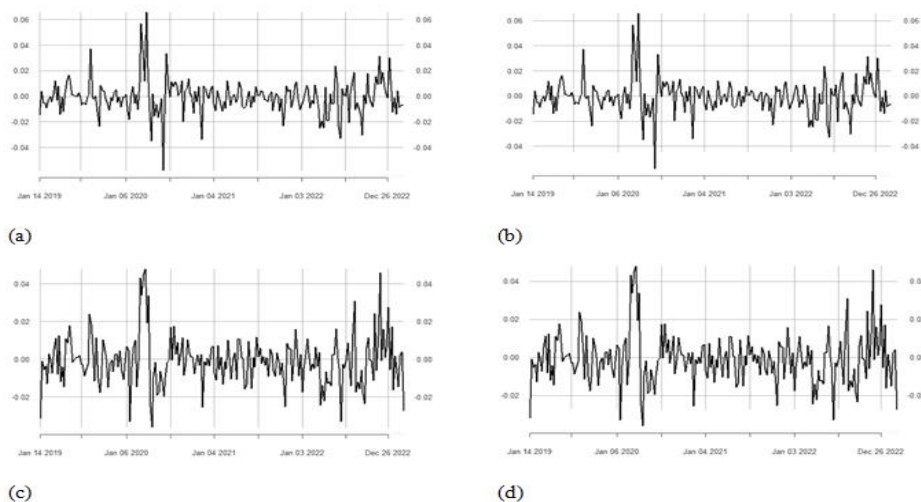
10. Mengidentifikasi dan menduga parameter model ARCH/GARCH.
11. Melakukan uji signifikansi parameter dengan menggunakan *t-test* dan uji diagnostik model ARIMA-ARCH/GARCH berupa pengujian asumsi ragam residual homogen dengan menggunakan *ARCH-LM Test*. Selain itu, juga dilakukan pengujian asumsi autokorelasi terhadap model ARCH/GARCH yang terbentuk melalui *Ljung-Box Test*.
12. Menentukan model ARIMA-ARCH/GARCH terbaik berdasarkan nilai AIC.
13. Melakukan evaluasi model ARIMA-ARCH/GARCH dengan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dengan rumus sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^n \frac{e_t^2}{n}}$$

dimana $e_t = y_t - \hat{y}_t$, dengan y_t adalah nilai *return* yang sebenarnya, $\hat{y}_t$ adalah nilai dugaan *return* pada waktu yang sama, dan n adalah jumlah observasi yang akan digunakan untuk peramalan. Umumnya jika nilai RMSE adalah 0 (nol) atau setidaknya mendekati 0, maka suatu model sudah dapat dikatakan baik dan layak untuk digunakan dalam peramalan (Almisshal & Emir, 2021).

HASIL

Sebelum melakukan identifikasi model peramalan, perlu dilakukan uji stasioneritas data baik secara visual maupun uji statistik. Data yang deret waktu harus bersifat stasioner agar dapat menghasilkan model peramalan yang baik dengan tidak adanya autokorelasi dan data bersifat homogen. Data yang tidak stasioner dapat berdampak pada kualitas atau kelayakan model dalam peramalan.



Sumber: data olahan

Gambar 1.

Plot data (a) return kurs jual minimum, (b) return kurs beli minimum, (c) return kurs jual maksimum, dan (d) return kurs beli maksimum

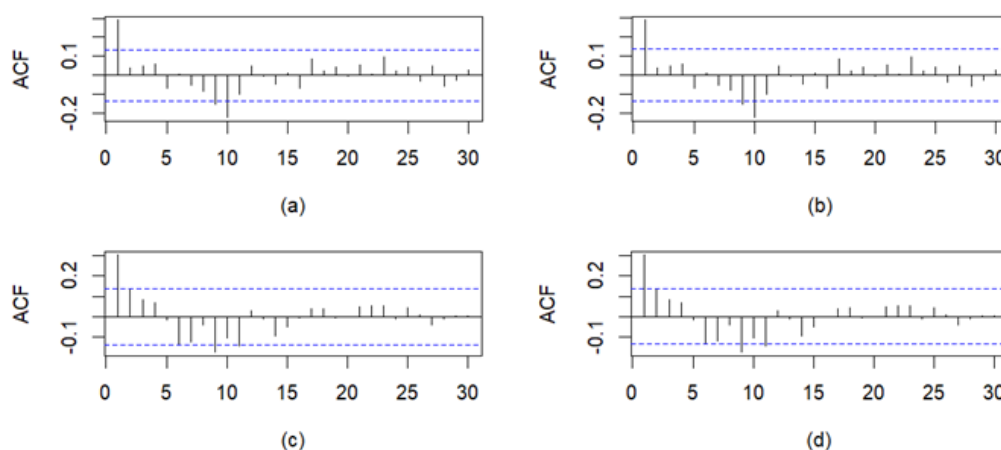
Gambar 1 terlihat bahwa terdapat perubahan nilai tengah dan perubahan ragam yang jelas dari waktu ke waktu. Hal ini berarti waktu pengamatan diduga berpengaruh terhadap rata-rata dan ragam dari data. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa data deret waktu tersebut stasioner dalam rata-rata dan ragam. Pernyataan ini dapat didukung melalui pengujian statistik *Augmented Dickey-Fuller* (ADF-Test) untuk menguji stasioner terhadap rata-rata dan nilai lambda pada *Box-Cox Test* untuk stasioner terhadap ragam. Berdasarkan pengujian, diperoleh hasil untuk ADF test *return* maksimum dan minimum, dengan nilai $p\text{-value} = 0.01 < \alpha = 0.05$, sehingga menunjukkan bahwa data telah stasioner terhadap rata-rata. Sedangkan pada *Box-Cox Test*, didapatkan nilai lambda *return* maksimum dan minimum mendekati nilai 1, sehingga data juga dianggap sudah stasioner dalam ragam.

Tabel 2
Statistik Deskriptif Data Return

Jenis Return	Minimum	Maksimum	Standar Deviasi
Return kurs jual Minimum	-0.0578	0.0659	0.0133
Return kurs beli Minimum	-0.0578	0.0661	0.0133
Return kurs jual Maksimum	-0.0359	0.0479	0.0131
Return kurs beli Maksimum	-0.0357	0.0480	0.0131

Sumber: data olahan

Tabel 2 diperoleh hasil bahwa nilai terendah untuk *return* nilai tukar minimum IDR terhadap JPY, baik untuk jual maupun beli berada pada minggu ke-74 dengan nilainya sebesar -0.0578. Nilai tertinggi untuk nilai *return* tukar minimum IDR terhadap JPY berada pada minggu ke-64 dengan nilai jual yaitu 0.0659 dan nilai beli yaitu 0.0661. Nilai standar deviasi untuk *return* kurs jual dan beli minimum sebesar 0.0133, artinya bahwa sebaran data *return* keduanya sama. Sedangkan nilai terendah untuk nilai tukar maksimum IDR terhadap JPY berada pada minggu ke-67 dengan nilai jual dan beli masing-masingnya yaitu -0.0359 dan -0.0357. Nilai tertinggi untuk nilai tukar maksimum IDR terhadap JPY berada pada minggu ke-63 dengan nilai jual dan beli masing-masingnya yaitu 0.0479 dan 0.0480. Nilai standar deviasi untuk *return* kurs jual dan beli maksimum sebesar 0.0131, artinya bahwa sebaran data *return* keduanya sama.

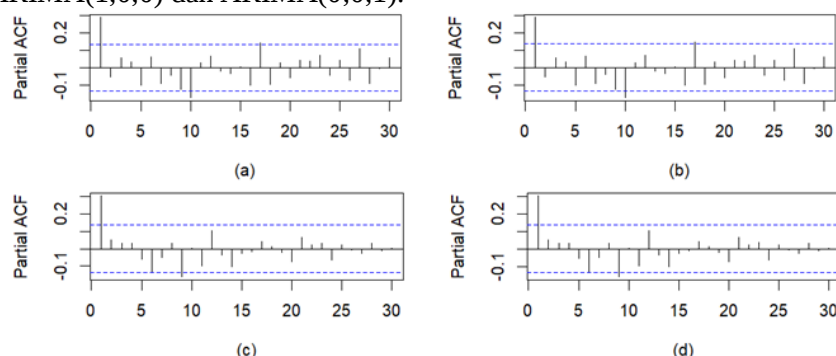


Sumber: data olahan

Gambar 2
Plot ACF (a) *return* kurs jual minimum, (b) *return* kurs beli minimum, (c) *return* kurs jual maksimum, dan (d) *return* kurs beli maksimum

Gambar 2 terlihat bahwa plot ACF mengalami *cut off* setelah lag ke-1 sehingga ada indikasi bahwa terbentuk model MA(1) untuk data *return* kurs jual dan *return* kurs beli minimum serta data *return* kurs jual dan *return* kurs beli maksimum. Sedangkan Gambar 3 terlihat bahwa plot PACF mengalami *cut off* setelah lag ke-1 sehingga ada indikasi bahwa terbentuk model AR(1) untuk data *return* kurs jual dan *return* kurs beli minimum serta data *return* kurs jual dan *return* kurs beli

maksimum. Oleh karena itu, model ARIMA yang akan diidentifikasi sementara untuk data *return* adalah model ARIMA(1,0,0) dan ARIMA(0,0,1).



Sumber: data olahan

Gambar 3

Plot PACF (a) *return* kurs jual minimum, (b) *return* kurs beli minimum, (c) *return* kurs jual maksimum, dan (d) *return* kurs beli maksimum

Tabel 3 diperoleh hasil bahwa model ARIMA(0,0,1) memiliki nilai AIC yang lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA(1,0,0) untuk kedua data minimum. Sehingga model ARIMA (0,0,1) merupakan model terbaik untuk *return* kurs minimum. Sedangkan untuk *return* maksimum, model ARIMA(1,0,0) memiliki nilai AIC yang lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA(0,0,1), maka model ARIMA (1,0,0) merupakan model terbaik untuk *return* kurs maksimum. Akan tetapi, parameter konstan tidak teruji signifikan pada taraf nyata 5% dan 10%.

Tabel 3
Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

<i>Return</i> Minimum	Model	Parameter	Koefisien	AIC
Jual	ARIMA(1,0,0)	μ	-0.0005 (0.6935)	-1216.05
		ϕ_1	0.2984 (0.0000)	
	ARIMA(0,0,1)	μ	-0.0005 (0.6612)	-1216.77
		θ_1	0.3088 (0.0000)	
Beli	ARIMA(1,0,0)	μ	-0.0005 (0.6934)	-1215.54
		ϕ_1	0.2964 (0.0000)	
	ARIMA(0,0,1)	μ	-0.0005 (0.6616)	-1216.23
		θ_1	0.3066 (0.0000)	
<i>Return</i> Maksimum	Model	Parameter	Koefisien (<i>pvalue</i>)	AIC
Jual	ARIMA(1,0,0)	μ	-0.0007 (0.5644)	-1230.15
		ϕ_1	0.3106 (0.0000)	
	ARIMA(0,0,1)	μ	-0.0007 (0.5267)	-1227.2
		θ_1	0.2719 (0.0000)	
Beli	ARIMA(1,0,0)	μ	-0.0007 (0.5637)	-1230.41
		ϕ_1	0.3105 (0.0000)	
	ARIMA(0,0,1)	μ	-0.0007 (0.5262)	-1227.47

θ_1 0.2720
(0.0000)

Sumber: data olahan

Tabel 4
Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Tanpa Konstanta

Return Minimum	Model	Parameter	Koefisien	AIC
Jual	ARIMA(0,0,1)	θ_1	0.3095 (0.0000)	-1218.58
Beli	ARIMA(0,0,1)	θ_1	0.3073 (0.0000)	-1218.04
Return Maksimum	Model	Parameter	Koefisien (<i>p</i> _{value})	AIC
Jual	ARIMA(1,0,0)	ϕ_1	0.3119 (0.0000)	-1231.81
Beli	ARIMA(1,0,0)	ϕ_1	0.3119 (0.0000)	-1232.08

Sumber: data olahan

Sebelum menggunakan suatu model runtun waktu untuk melakukan peramalan, ada beberapa asumsi yang harus dipertimbangkan. Asumsi dasar yang harus dipenuhi dalam analisis runtun waktu adalah residual berdistribusi normal dan residual bersifat *white noise*, yaitu bersifat independen dan berdistribusi identik. Pada

Tabel 5., dapat dilihat hasil uji diagnostik model ARIMA(0,0,1) untuk data *return* minimum dan ARIMA(1,0,0) untuk data *return* maksimum. Residual data *return* minimum telah memenuhi asumsi autokorelasi, homogenitas, dan normalitas. Sehingga model ARIMA(0,0,1) merupakan model peramalan terbaik untuk data *return* kurs jual dan *return* kurs beli minimum. Sedangkan residual data *return* kurs maksimum hanya memenuhi asumsi autokorelasi dan normalitas, sedangkan asumsi homogenitas tidak terpenuhi. Oleh karena itu, diperlukan model yang dapat mengatasi masalah keheterogenan ragam residual pada data *return* kurs jual dan *return* kurs beli maksimum yaitu model ARCH/GARCH.

Tabel 5
Uji Asumsi Residual Model ARIMA

Data Return kurs jual Minimum			
Model	Autokorelasi	Homogenitas	Normalitas
ARIMA(0,0,1)	0.8945	0.8354	0.1571
Data Return kurs beli Minimum			
Model	Autokorelasi	Homogenitas	Normalitas
ARIMA(0,0,1)	0.8984	0.8335	0.2194
Data Return kurs jual Maksimum			
Model	Autokorelasi	Homogenitas	Normalitas
ARIMA(1,0,0)	0.7365	0.0038	0.2396
Data Return kurs beli Maksimum			
Model	Autokorelasi	Homogenitas	Normalitas
ARIMA(1,0,0)	0.732	0.0037	0.4907

Sumber: data olahan

Setelah diperoleh model terbaik untuk data *return* minimum baik jual maupun beli, maka akan dilakukan proses *overfitting* sebagai salah satu upaya untuk melihat apakah terdapat model lain yang lebih baik daripada model tentatif yang telah ditentukan. Proses ini biasanya dilakukan dengan meningkatkan salah satu parameter dari model tentatif yang telah ditentukan secara berurutan, lalu bandingkan hasil uji signifikansi beberapa model yang telah terbentuk.

Tabel 6 diketahui bahwa setelah dilakukan *overfitting*, model ARIMA(0,0,1) memiliki nilai AIC terkecil dibandingkan model lainnya, termasuk model *overfitting*. Oleh karena itu, model ARIMA (0,0,1) merupakan model terbaik yang dapat digunakan dalam peramalan *return* kurs minimum. Sedangkan untuk *return* maksimum, model ARIMA(1,0,0) memiliki nilai AIC terkecil dibandingkan model lainnya, termasuk model *overfitting*. Oleh karena itu, model ARIMA (1,0,0) merupakan model terbaik yang dapat digunakan dalam peramalan *return* kurs maksimum. Kemudian akan dilakukan pendugaan model GARCH untuk data *return* maksimum, baik jual maupun beli. Model ARIMA(0,0,1) untuk data *return* minimum dapat dituliskan menjadi model MA(1) dengan persamaan umum sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008).

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

Model ARIMA (0,0,1) untuk data *return* kurs jual minimum adalah sebagai berikut.

$$Y_t = 0.3095 \varepsilon_{t-1}$$

Sedangkan model ARIMA (0,0,1) untuk data *return* kurs beli minimum adalah sebagai berikut.

$$Y_t = 0.3073 \varepsilon_{t-1}$$

Tabel 6
Uji Signifikansi *Overfitting* Model ARIMA

<i>Return Minimum</i>	Model	Parameter	Koefisien (<i>pvalue</i>)	AIC
Jual	ARIMA(0,0,1)	θ_1	0.3095 (0.0000)	-1218.58
		θ_1	0.3199 (0.0000)	-1214.96
	ARIMA(0,0,2)	θ_2	0.0279 (0.6558)	-1214.97
		ϕ_1	0.0912 (0.6665)	-1214.97
	ARIMA(1,0,1)	θ_1	0.2284 (0.2676)	-1218.04
		θ_1	0.3073 (0.0000)	-1218.04
Beli	ARIMA(0,0,1)	θ_1	0.3073 (0.0000)	-1218.04
		θ_1	0.3174 (0.0000)	-1214.42
	ARIMA(0,0,2)	θ_2	0.0271 (0.6645)	-1214.42
		ϕ_1	0.0899 (0.6742)	-1214.42
	ARIMA(1,0,1)	θ_1	0.2271 (0.2755)	-1214.42
		θ_1	0.3073 (0.0000)	-1218.04
<i>Return Maksimum</i>	Model	Parameter	Koefisien (<i>pvalue</i>)	AIC
Jual	ARIMA(1,0,0)	ϕ_1	0.3119 (0.0000)	-1231.81
		ϕ_1	0.29512505 (2.688×10^{-5})	-1228.61
	ARIMA(2,0,0)	ϕ_2	0.04850876 (0.4943)	-1228.61
		ϕ_1	0.47649631 (0.0197)	-1228.72
	ARIMA(1,0,1)	θ_1	-0.18558609 (0.4199)	-1228.72
		θ_1	0.3119 (0.0000)	-1232.08
Beli	ARIMA(1,0,0)	ϕ_1	0.3119 (0.0000)	-1232.08
		ϕ_1	0.31356953 (8.172×10^{-6})	-1228.9
	ARIMA(2,0,0)	ϕ_2	-0.05655801 (0.4202)	-1228.9
		ϕ_1	0.47997270 (0.01806)	1229.02
	ARIMA(1,0,1)	θ_1	-0.18942763 (0.40771)	1229.02
		θ_1	-0.18942763 (0.40771)	1229.02

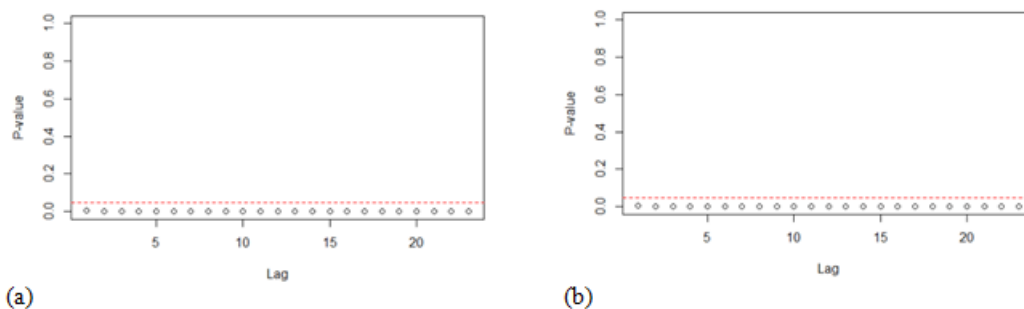
Sumber: data olahan

Sebelum menentukan model ARCH/GARCH untuk data *return* kurs jual dan *return* kurs beli maksimum, dilakukan pengujian terhadap efek heteroskedastisitas residual untuk mengetahui adanya indikasi proses *short memory* atau *long memory* menggunakan uji ARCH *Lagrange Multiplier* (ARCH-LM).

Tabel 7
Uji Efek Heteroskedastisitas

Jenis Kurs	<i>pvalue</i>			
	Lag 1	Lag 4	Lag 8	Lag 16
Return kurs jual Max	0.0026	0.0002	0.0012	0.0223
Return kurs beli Max	0.0026	0.0002	0.0011	0.0217

Sumber: data olahan



Sumber: data olahan

Gambar 4
McLeod-Li Test untuk Residual Model (a) *return* kurs jual maksimum, (b) *return* kurs beli maksimum

Tabel 7 diketahui bahwa untuk *return* kurs jual dan *return* kurs beli maksimum hingga lag ke 16. Hal ini juga dapat dibuktikan melalui *McLeod-Li Test* pada Gambar 4 yang menunjukkan bahwa nilai tiap lag berada di bawah garis horizontal. Melalui kedua pengujian ini, dapat disimpulkan bahwa masih terdapat gejala heteroskedastisitas yang bersifat *long memory* pada residual. Hal ini mengindikasikan bahwa masih terdapat gejala heteroskedastisitas yang bersifat *long memory* pada residual yang berarti bahwa peramalan menggunakan model ARCH dianggap belum tepat. Sehingga pemodelan akan dilakukan menggunakan model GARCH.

Tabel 8.
Uji Signifikansi Parameter Model GARCH

Return Maksimum	Model	Parameter	Koefisien	AIC
Jual	ARIMA(1,0,0) GARCH(1,1)	ϕ_1	0.2189 (0.0038)	-5.9863
		ω	0.0000 (0.0831)	
		α_1	0.1156 (0.0270)	
		β_1	0.7389 (0.0000)	
	ARIMA(1,0,0) GARCH(1,2)	ϕ_1	0.2143 (0.0040)	-5.9840
		ω	0.0000 (0.6163)	

Beli	ARIMA(1,0,0) GARCH(1,3)	α_1	0.1236 (0.6205)	-5.9731
		β_1	0.7409 (0.8489)	
		β_2	0.0000 (1.0000)	
		ϕ_1	0.2172 (0.0038)	
		ω	0.0000 (0.1236)	
		α_1	0.1228 (0.0866)	
	ARIMA(1,0,0) GARCH(1,1)	β_1	0.7415 (0.0000)	-5.9891
		β_2	0.0000 (0.9999)	
		β_3	0.0000 (0.9999)	
		ϕ_1	0.2190 (0.0037)	
		ω	0.0000 (0.0082)	
		α_1	0.1174 (0.0271)	
	ARIMA(1,0,0) GARCH(1,2)	β_1	0.7360 (0.0000)	-5.9870
		ϕ_1	0.2145 (0.0006)	
		ω	0.0000 (0.0000)	
		α_1	0.1258 (0.6169)	
		β_1	0.7380 (0.8481)	
		β_2	0.0000 (1.0000)	
	ARIMA(1,0,0) GARCH(1,3)	ϕ_1	0.2171 (0.0008)	-5.9761
		ω	0.0000 (0.0836)	
		α_1	0.1246 (0.0482)	
		β_1	0.7393 (0.2675)	
		β_2	0.0000 (1.0000)	
		β_3	0.0000 (1.0000)	

Sumber: data olahan

Tabel 8 diantara ketiga model ARIMA-GARCH pada data *return* kurs jual dan beli maksimum, didapatkan model ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1) sebagai model terbaik yang dapat digunakan. Hal ini dikarenakan pada model ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1) ini memiliki nilai AIC terkecil yaitu sebesar -5.9863 untuk data *return* kurs jual maksimum dan -5.9891 untuk data *return* kurs beli maksimum. Adapun model ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1) dari data *return* kurs jual maksimum adalah sebagai berikut.

Model rata-rata:

$$Y_t = 0.2189Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

dengan

$$\varepsilon_t = \sigma_t^2 v_t$$

Model ragam:

$$\sigma_t^2 = 0.000021 + 0.1156 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.7389 \sigma_{t-1}^2$$

Sedangkan model ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1) dari data *return* kurs beli maksimum adalah sebagai berikut.

Model rata-rata :

$$Y_t = 0.2190Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

dengan

$$\varepsilon_t = \sigma_t^2 v_t$$

Model ragam:

$$\sigma_t^2 = 0.000021 + 0.1174 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.7360 \sigma_{t-1}^2$$

Pada model rata-rata untuk *return* kurs jual maupun beli maksimum, menunjukkan koefisien *autoregressive* bernilai positif, artinya bahwa parameter *autoregressive* dari nilai *return* pada 1 periode sebelumnya (Y_{t-1}) memiliki pengaruh yang positif terhadap nilai *return* pada waktu ke- t (Y_t). Sedangkan pada model ragam menunjukkan bahwa koefisien parameter ARCH (α_1) dan GARCH (β_1) bernilai positif, artinya bahwa nilai kuadrat galat dan nilai ragam sisaan pada 1 periode sebelumnya (ε_{t-1}^2) bernilai positif terhadap nilai ragam sisaan pada waktu ke- t (σ_t^2).

Tabel 9
Uji Asumsi Homogenitas Model GARCH

Jenis Kurs	<i>p</i> -value		
	Lag 3	Lag 5	Lag 7
Return kurs jual Max	0.5077	0.8572	0.3388
Return kurs beli Max	0.4968	0.8478	0.3319

Sumber: data olahan

Tabel 9 diketahui bahwa *p*-value untuk *return* kurs jual dan *return* kurs beli maksimum hingga lag ke-7 $> \alpha = 0.05$, maka dapat disimpulkan bahwa sudah tidak terdapat gejala heteroskedastisitas dalam model atau asumsi homogenitas ragam residual telah terpenuhi. Sehingga analisis akan dilanjutkan ke tahap selanjutnya menggunakan model ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1).

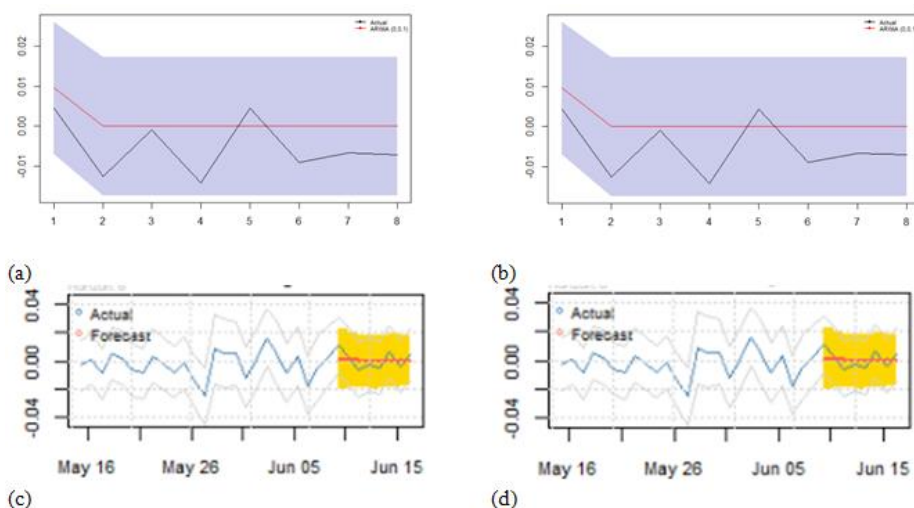
Tabel 10
Ukuran Akurasi RMSE Model Terbaik

Jenis Kurs	Model Terbaik	Nilai RMSE
Return kurs jual Min	ARIMA(0,0,1)	0.00850
Return kurs beli Min	ARIMA(0,0,1)	0.00850
Return kurs jual Max	ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1)	0.01415
Return kurs beli Max	ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1)	0.01415

Sumber: data olahan

Pada

Tabel 10., diketahui bahwa data *return* kurs jual dan beli untuk minimum dan maksimum sudah memiliki nilai RMSE yang kecil, sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (0,0,1) untuk *return* minimum jual dan beli, ARIMA (1,0,0)-GARCH (1,1) untuk *return* maksimum jual dan beli layak untuk digunakan.



Sumber: data olahan

Gambar 5.

Plot Data Actual vs Forecast (a) *return* kurs jual minimum, (b) *return* kurs beli minimum, (c) *return* kurs jual maksimum, dan (d) *return* kurs beli maksimum

Gambar 5 terlihat bahwa data ramalan *return* maksimum dan minimum, baik jual maupun beli untuk 8 minggu ke depan menunjukkan hasil ramalan yang bernilai sama dari ramalan minggu ke-2 sampai minggu ke-8 dan membentuk garis lurus.

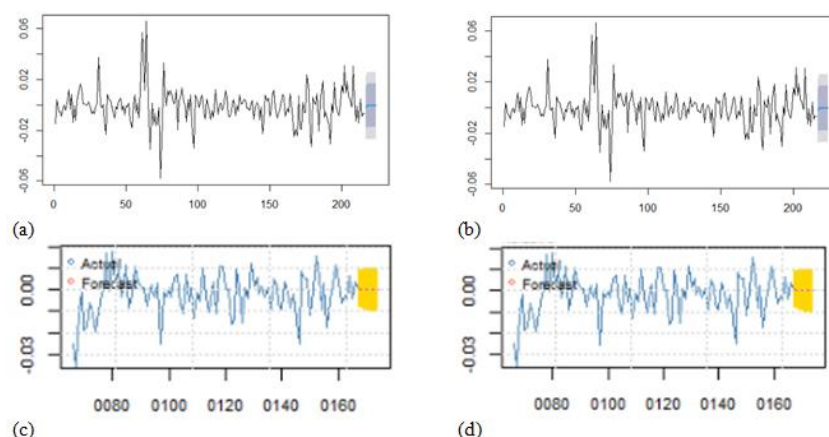
Tabel 11

Hasil Peramalan Data Return

Minggu	Return Minimum		Return Maksimum	
	Jual	Beli	Jual	Beli
06/03/2023	11290.0388	11177.5854	11377.55542	11263.51828
13/03/2023	11284.2633	11171.8755	11378.57542	11264.53099
20/03/2023	11278.4907	11166.1686	11378.73194	11264.68662
27/03/2023	11272.7211	11160.4645	11378.75595	11264.71053
03/04/2023	11266.9545	11154.7634	11378.75964	11264.7142
10/04/2023	11261.1908	11149.0652	11378.7602	11264.71477
17/04/2023	11255.43	11143.3698	11378.76029	11264.71486
24/04/2023	11249.6722	11137.6774	11378.7603	11264.71487

Sumber: data olahan

Gambar 6 terlihat bahwa data ramalan *return* minimum maupun maksimum untuk 8 minggu ke depan menunjukkan hasil ramalan yang bernilai sama dan membentuk garis lurus. Akan tetapi, pada Tabel 11., terlihat bahwa hasil peramalan untuk *return* kurs minimum menunjukkan nilai yang menurun. Hal ini mengindikasikan bahwa nilai tukar uang rupiah Indonesia (IDR) terhadap Yen Jepang (JPY) minimum mengalami penguatan dalam 8 minggu ke depan. Sedangkan hasil peramalan untuk *return* kurs maksimum menunjukkan nilai yang cenderung meningkat sehingga ada indikasi bahwa nilai tukar uang rupiah Indonesia (IDR) terhadap Yen Jepang (JPY) maksimum mengalami pelemahan dalam 8 minggu ke depan.



Sumber: data olahan

Gambar 6

Plot ramalan (a) *return* kurs jual minimum, (b) *return* kurs beli minimum, (c) *return* kurs jual maksimum, dan (d) *return* kurs beli maksimum

Hasil penelitian ini serupa dengan yang diperoleh oleh Sari dan Winarni (2022). Model ARIMA(1,1,0) menjadi model terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan data harian nilai tukar mata uang rupiah terhadap USD tahun 2015-2021 dengan nilai akurasi yang diperoleh menggunakan *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) adalah sebesar 2.995. Dari hasil peramalan yang dilakukan, disebutkan bahwa hasil peramalan tahun 2022 mengalami fluktuasi tiap minggunya, sedangkan hasil peramalan untuk tahun 2023 justru mengalami peningkatan. Almisshal dan Emir (2021), juga pernah melakukan penelitian terkait peramalan nilai tukar mata uang dan diperoleh model terbaik untuk meramalkan volatilitas nilai tukar USD terhadap Lira Turki (TRY) tahun 2005–2019 adalah model GARCH(1,1). Dalam penelitian tersebut, nilai akurasi yang diperoleh adalah sebesar 0.003. Selain itu, plot visualisasi hasil peramalan menunjukkan pola yang menyerupai garis lurus dengan sedikit peningkatan di beberapa periode terakhir.

Hal ini sejalan dengan penelitian ini dimana diduga bahwa hasil peramalan nilai tukar mata uang mengalami pelemahan. Penelitian lain oleh Desvina dan Khairunisa (2018), memperoleh model ARCH(1) sebagai model terbaik untuk peramalan nilai tukar jual mata uang rupiah Indonesia (IDR) terhadap mata uang Eropa (GBP) dengan nilai MAPE sebesar 0.77. Hasil peramalan untuk bulan Maret-April 2017 terlihat mengalami penurunan setiap harinya, sehingga ada indikasi bahwa nilai tukar IDR terhadap GBP menguat selama Maret-April 2017. Penguatan atau pelemahan nilai tukar mata uang suatu negara disebabkan oleh berbagai faktor baik internal maupun eksternal. Rupiah Indonesia (IDR) seringkali mengalami pelemahan nilai tukar mata uang terhadap negara-negara lain, khususnya negara yang termasuk dalam golongan *hard currency*. Hal ini dapat terjadi karena IDR sendiri termasuk golongan mata uang lemah (*soft currency*). Selain itu, hasil pemodelan hasil peramalan yang dilakukan pemerintah diharapkan dapat menyiapkan kebijakan khusus dalam menjaga stabilitas nilai tukar mata uang rupiah di masa yang akan datang.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diketahui bahwa pemodelan untuk meramalkan volatilitas nilai tukar mata uang merupakan suatu hal yang penting terutama di bidang keuangan. Model peramalan terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan data *return* minimum nilai tukar mata uang Rupiah Indonesia (IDR) terhadap Yen Jepang (JPY) adalah ARIMA(0,0,1) atau MA(1) dengan akurasi RMSE sebesar 0.008. Sedangkan model peramalan terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan data *return* maksimum nilai tukar mata uang Rupiah Indonesia (IDR) terhadap Yen Jepang (JPY) adalah ARIMA(1,0,0)-GARCH(1,1) dengan akurasi RMSE sebesar 0.014. Hasil peramalan untuk data *return* minimum jual maupun beli diduga mengalami penguatan nilai tukar. Sedangkan hasil peramalan untuk data *return* maksimum jual maupun beli diduga mengalami pelemahan nilai tukar. Untuk pengembangan keilmuan, penelitian selanjutnya diharapkan dapat mempertimbangkan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi volatilitas nilai tukar mata uang. Selain

itu, untuk penelitian lebih lanjut dapat dilakukan dengan menguji model GARCH simetris dan GARCH asimetris dan membandingkan hasil peramalan yang diperoleh dari kedua model tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- Almisshal, B. and Emir, M. 2021, Modelling exchange rate volatility using GARCH models, *Gazi Journal of Economics and Business*, 7(1), 1–16.
- Ardesfira, Gelbi & Zedha, Hazulil & Fazana, Iin & Rahmadhiyanti, Julia & Rahima, Siti & Anwar, Samsul.. 2022. Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar Amerika dengan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Jambura Journal of Probability and Statistics*. 3. 71-84.
- Ariany, F., Kuswanto, H. and Suhartono, S. 2012, Estimasi Value at Risk pada Portofolio Nilai Tukar Mata Uang dengan Pendekatan Copula, *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 1(1), 265–270.
- Bisgaard, S. and Kulahci, M. 2011, *Time Series Analysis and Forecasting by Example*. John Wiley & Sons. Inc.
- Bollerslev, 1986, Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 95, 307–327.
- Cryer, J.D. and Chan, K.-S. 2008, *Time Series Analysis with With Applications in R*. Second Edi. Springer.
- Desvina, A.P. and Khairunisa 2018, Penerapan Metode Arch / Garch Dalam Meramalkan Transaksi Nilai Tukar (Kurs) Jual Mata Uang Indonesia (IDR) Terhadap Mata Uang Eropa (GBP), *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, 4(2), 114–123.
- Hastuti, P., Ane, L. and Yahya, M. 2020, Fenomena Kurs Rupiah Sebelum dan Selama Covid-19, *Niagawan*, 9(3), 197.
- Huang, C. and Petukhina, A. 2022, *Applied time series analysis and forecasting with Python*. Springer.
- Iswardani, P.R., Sudarma, M. and Jasa, L. 2021, Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Mata Uang Negara Asia Menggunakan Metode Quantum Neural Network, *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 20(1), 153.
- Khandelwal, S. and Mohanty, D. 2021, Stock Price Prediction Using Arima Model', *International Journal of Marketing & Human Resource Research*, 2(2), 2746–4040.
- Montgomery, D.C., Jennings, C.L. and Kulahci, M. (2015, *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Second Edi, *Probability and Statistics*. Second Edi. John Wiley & Sons. Inc.
- Naimy, V. et al. 2021, The predictive capacity of GARCH-type models in measuring the volatility of crypto and world currencies, *PLoS ONE*, 16, 1–17.
- Panda, M.M., Panda, S.N. and Pattnaik, P.K. 2022, Forecasting Foreign Currency Exchange Rate using Convolutional Neural Network, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(2), 607–616.
- Sakir, A., Zainul, Z.R. and Zulkifli, 2020, Faktor-faktor Penyebab Pelemahan Kurs Rupiah Terhadap Dollar Amerika, *Journals of Economics and Busines Mulawarman*, 17(2), 165–171.
- Sari, Y. and Winarni, E. 2022, Perbandingan Kinerja Peramalan Kurs di Indonesia, *Ekonomis: Journal of Economics and Business*, 6(1), 60.
- Shumway, Robert & Stoffer, David. 2011. *Time Series Analysis and Its Applications With R Examples*.
- Sirait, Kevin Bastian and Simatupang, Batara Maju, 2019, Exchange Rate Forecasting and Value-at-Risk Estimation on Indonesian Currency Using Copula Method. *Proceedings of the 3rd International Conference on Accounting, Management and Economics 2018 (ICAME 2018)*.