

ANALISIS VOLATILITAS DAN PERAMALAN KURS JUAL RUPIAH TERHADAP RIYAL ARAB SAUDI MENGUNAKAN MODEL ARCH/GARCH

Rossy Noviyana^{1§}, Adawiyah Asti Khalil²

¹Program Studi Matematika, Universitas Udayana Email: rossy_noviyana@unud.ac.id

²Program Studi Bisnis Digital, Universitas Negeri Makassar Email: adawiyah.asti@unm.ac.id

[§]Corresponding Author

ABSTRACT

Exchange rate volatility is a phenomenon that affects economic stability, particularly in the context of international trade between Indonesia and Saudi Arabia. This research aims to analyze the volatility of the Rupiah selling rate against the Saudi Riyal and to forecast the exchange rate using the ARCH/GARCH modeling approach. This research employs daily secondary data obtained from the official website of Bank Indonesia for the period from May 2023 to July 2025. The analysis includes stationarity testing, differencing transformation, ARIMA modeling, heteroskedasticity testing, and the application of the ARCH/GARCH model. The best ARIMA model, based on the Akaike Information Criterion (AIC), is AR(2) AR(7) I(1) MA(2) MA(7). The Lagrange Multiplier (LM) test indicates the presence of heteroskedasticity, necessitating the use of the ARCH/GARCH model. Among several alternatives, the GARCH(2,1) model is selected as the best model due to its highest log-likelihood value, lowest AIC, and successful second LM test confirming the absence of residual heteroskedasticity. The GARCH(2,1) model demonstrates strong forecasting performance with an RMSE of 15.51, MAE of 11.38, Theil's U2 of 0.98, and a covariance proportion of 0.994. Overall, this model is suitable as a forecasting tool for the Rupiah selling rate against the Riyal in the future.

Keywords: Rupiah selling rate, ARCH/GARCH, volatility, forecasting, heteroscedasticity.

1. PENDAHULUAN

Indonesia menempati posisi sebagai salah satu negara dengan jumlah umat Muslim terbanyak di dunia, dengan sekitar 227 juta Muslim atau sekitar 88% dari total penduduknya (Susilawati & Kurnia, 2024). Sebagai negara dengan mayoritas penduduk beragama Islam, masyarakat Indonesia secara umum menjalankan berbagai kewajiban keagamaan sesuai dengan ajaran syariat Islam. Salah satu ibadah penting yang menjadi impian banyak umat Muslim adalah ibadah haji dan umrah. Kedua ibadah ini hanya dapat dilaksanakan di Kota Mekkah, yang terletak di Kerajaan Arab Saudi. Oleh karena itu, selain persiapan spiritual dan administratif, masyarakat Indonesia juga perlu mempersiapkan kebutuhan finansial untuk melaksanakan ibadah tersebut.

Salah satu komponen biaya yang sangat penting dalam pelaksanaan ibadah haji dan umrah adalah nilai tukar (kurs) mata uang rupiah terhadap riyal Saudi (SAR). Kurs jual rupiah

terhadap riyal menentukan besarnya biaya yang harus dikeluarkan jemaah dalam memenuhi kebutuhan selama berada di Tanah Suci. Fluktuasi nilai tukar secara langsung memengaruhi daya beli jemaah, yang berdampak pada biaya perjalanan, akomodasi, konsumsi, dan pengeluaran lainnya (Guo & Li, 2024). Pemahaman terhadap pergerakan kurs rupiah terhadap riyal menjadi hal yang penting, khususnya dalam konteks perencanaan keuangan jemaah dan kebijakan penyelenggaraan ibadah haji dan umrah. Dalam hal ini, analisis dan peramalan kurs menjadi alat yang strategis untuk membantu memperkirakan biaya yang diperlukan serta meminimalkan risiko akibat ketidakpastian nilai tukar/kurs.

Nilai tukar, atau yang sering disebut kurs merupakan harga dari satu mata uang terhadap mata uang lainnya. Karena melibatkan dua mata uang, nilai tukar terbentuk melalui mekanisme keseimbangan antara penawaran dan permintaan

kedua mata uang tersebut.

Nilai tukar menunjukkan banyaknya satu mata uang yang harus ditukarkan untuk memperoleh satu unit mata uang lain. (Wijaya et al., 2025). Sebagai salah satu variabel ekonomi makro, nilai tukar memiliki peran penting dalam menjaga stabilitas moneter suatu negara. Fluktuasi nilai tukar dapat memberikan dampak signifikan terhadap neraca transaksi berjalan dan kinerja sektor eksternal. Selain itu, kurs juga sering digunakan sebagai indikator yang mencerminkan kondisi perekonomian suatu negara.

Nilai kurs jual rupiah bersifat volatil dari waktu ke waktu sebagai akibat dari berbagai faktor ekonomi domestik dan global (Ramadhani et al., 2025). Fluktuasi ini bisa berdampak langsung pada besarnya biaya yang harus dikeluarkan oleh calon jemaah haji dan umrah, serta memengaruhi kebijakan pemerintah dan lembaga penyelenggara ibadah dalam menetapkan ongkos penyelenggaraan ibadah haji (ONH) dan paket-paket umrah. Oleh karena itu, pemodelan dan peramalan kurs menjadi penting untuk membantu berbagai pihak dalam merencanakan kebutuhan keuangan secara lebih akurat.

Volatilitas nilai tukar merupakan aspek penting dalam analisis pasar keuangan karena mencerminkan tingkat perubahan atau fluktuasi nilai suatu mata uang terhadap mata uang lainnya. Volatilitas ini menunjukkan sejauh mana nilai tukar mengalami pergerakan naik atau turun dalam periode waktu tertentu. Tingginya volatilitas biasanya mencerminkan ketidakstabilan yang dapat disebabkan oleh berbagai faktor, seperti kondisi ekonomi makro, ketidakpastian politik, serta dinamika pasar global (Puspitasari, 2024). Perubahan nilai tukar yang signifikan dalam waktu singkat sering kali bersifat tiba-tiba dan sulit diprediksi, sehingga memperbesar risiko dalam transaksi lintas negara dan investasi. Oleh karena itu, analisis volatilitas sangat diperlukan untuk memahami perilaku pasar valuta asing dan merancang strategi pengelolaan risiko yang lebih tepat.

Namun, peramalan kurs bukanlah tugas yang mudah karena data kurs bersifat fluktuatif dan sering kali mengandung gejala heteroskedastisitas, yaitu kondisi ketika varians residual tidak konstan (Wijoyo, 2016). Ketika model statistik konvensional seperti ARIMA tidak mampu menangani heteroskedastisitas dengan baik (Nguyen & Robert, 2022), maka diperlukan model yang lebih sesuai. Salah satu

pendekatan yang efektif dalam menangani permasalahan ini adalah model ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) dan GARCH (*Generalized ARCH*). Model ARCH/GARCH mampu menangkap dinamika volatilitas yang berubah dari waktu ke waktu, sehingga dapat digunakan untuk menghasilkan peramalan yang lebih akurat dan stabil.

Dalam beberapa tahun terakhir, penelitian mengenai model ARCH/GARCH menjadi topik yang menarik di bidang ekonomi dan keuangan, terutama dalam konteks peramalan nilai tukar dan volatilitas pasar. Salah satu penelitian yang relevan adalah karya Nugroho berjudul “Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap USD dengan Menggunakan Model GARCH” (Wijoyo, 2016). Penelitian ini menggunakan pendekatan ekonometrik *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) untuk meramalkan perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat yang berfrekuensi tinggi di Indonesia. Selain itu, terdapat pula penelitian berjudul “Model ARCH-GARCH dan Aplikasinya dalam Pemodelan Volatilitas Kurs Rupiah terhadap USD” (Anisa & Himawan, 2007), yang menunjukkan bahwa model ini efektif dalam menangkap sifat volatilitas data kurs. Penelitian lain yang turut memanfaatkan model GARCH adalah “Penerapan Model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) dalam Menghitung Nilai Beta Saham Indeks Pefindo25” (Kanal et al., 2018), yang menunjukkan fleksibilitas model ini dalam berbagai konteks pasar keuangan.

Berdasarkan studi-studi terdahulu tersebut, diketahui bahwa penggunaan model ARCH/GARCH cukup luas dan telah diaplikasikan dalam berbagai jenis data keuangan. Meski demikian, hingga kini belum ada penelitian yang secara khusus menerapkan model ARCH/GARCH untuk memodelkan dan memprediksi nilai tukar jual rupiah terhadap riyal Saudi. Karena itu, penelitian ini ditujukan untuk menerapkan menggunakan model ARCH/GARCH dalam mengkaji volatilitas kurs jual rupiah terhadap riyal dan melakukan peramalan jangka pendek.

Model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH), yang pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982), didefinisikan sebagai model runtun waktu dengan $X_1, X_2, \dots, X_t$, adalah observasi runtun waktu dan F_t merupakan kumpulan informasi hingga waktu

ke- t dari X_t hingga waktu t , proses X_t disebut sebagai proses ARCH orde p , jika

$$X_t|F_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (1)$$

dengan

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i}^2 \quad (2)$$

dengan $p > 0, \alpha_0 > 0$, dan $\alpha_i \geq 0$ untuk $i = 1, 2, 3, \dots, p$. Kondisi $\alpha_0 > 0$ dan $\alpha_i \geq 0$ diperlukan agar nilai variansi bersyarat h_t selalu positif, serta harapan dan variansi bersyarat dari X_t adalah $E(X_t|F_{t-1}) = 0$ dan $Var(X_t|F_{t-1}) = E(X_t^2|F_{t-1}) = h_t$.

Selain model ARCH model GARCH juga merupakan metode yang digunakan untuk memodelkan data deret waktu yang menunjukkan perubahan variansi *residual* dari waktu ke waktu (heteroskedastisitas). Bollerslev pertama kali memperkenalkan pendekatan ini pada tahun 1986 (Bollerslev, 1986) sebagai pengembangan dari model ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedastic*). Keunggulan GARCH terletak pada kesederhanaannya karena melibatkan jumlah parameter yang lebih sedikit, sehingga mampu menurunkan risiko kesalahan dalam proses estimasi. Secara umum, *GARCH* (p, q) dirumuskan dalam bentuk seperti pada persamaan (1) dengan

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j} \quad (3)$$

dengan $p > 0, q > 0$, dan $\alpha_0 \geq 0$ untuk $i = 1, \dots, p$ dan $\beta_j \geq 0$ untuk $j = 1, \dots, q$. Kondisi $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ dan $\beta_j \geq 0$ diperlukan agar variansi bersyarat h_t tetap bernilai positif. Dalam model GARCH, variansi saat ini dipengaruhi tidak hanya oleh nilai residual di masa lalu, tetapi juga oleh variansi masa lalu dari residual tersebut.

Uji *Lagrange Multiplier* (LM) dapat digunakan untuk mengidentifikasi adanya efek ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) dalam data deret waktu. Uji ini pertama kali diperkenalkan oleh Robert F. Engle pada tahun 1982, sehingga dikenal pula dengan nama *Engle's Lagrange Multiplier Test* (ELM). Uji ini bertujuan untuk mendeteksi keberadaan heteroskedastisitas bersyarat dalam nilai galat (residual) suatu model regresi, yang jika signifikan menunjukkan bahwa model tersebut perlu disesuaikan menggunakan pendekatan ARCH atau GARCH untuk menangani fluktuasi variansi yang tidak konstan dari waktu ke waktu.

$$LM = \frac{nT}{2(T-1)} \left[\frac{\sum_{t=1}^n \sum_{t=1}^T e_{it}^2}{\sum_{i=1}^T e_{it}} - 1 \right]^2 \quad (4)$$

dengan n sebagai jumlah obsevasi (*cross-section*), T Jumlah periode waktu, dan e_{it} merupakan residual estimasi OLS.

Model yang Paling Representatif dalam analisis runtun waktu umumnya ditentukan melalui uji diagnostik terhadap sisaan, termasuk data finansial. Model dianggap layak (*fit*) jika sisaan tidak menunjukkan efek ARCH, terdistribusi normal, dan bebas autokorelasi (*white noise*). Namun, belum ada metode pasti untuk menentukan orde model secara langsung, kecuali memilih bentuk model yang paling sederhana.

Dalam penerapannya, terdapat sejumlah model yang dapat dianggap sesuai dengan data, dan salah satu kriteria yang umum digunakan untuk memilih model terbaik adalah *Akaike Information Criterion* (AIC), yang didefinisikan sebagai berikut:

$$AIC = \log(\hat{\sigma}^2) + \frac{2l}{T} \quad (5)$$

dengan

T : ukuran sample

$\hat{\sigma}^2$: penduga maksimum likelihood dari σ^2

l : banyaknya parameter yang diduga dalam model

Model terbaik yang dipilih diantara model-model yang sesuai adalah model dengan nilai AIC terkecil (Wei, 2006).

Model GARCH secara umum dirumuskan sebagai berikut :

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j}^2 \quad (6)$$

dengan h_t sebagai variansi bersyarat pada waktu ke- t . Rumus ini menunjukkan bahwa variansi saat ini dipengaruhi oleh kuadrat residual periode sebelumnya X_{t-i}^2 serta variansi bersyarat periode lalu h_{t-j}^2 . dalam pemilihan model ARCH/GARCH yang representatif untuk data yang dianalisis adalah melakukan uji diagnostik model (Herath et al., 2013). Proses diagnosis ini dilakukan terhadap residual standar terakhir dengan cara meninjau pola sebaran residual, mengevaluasi apakah residual bersifat bebas melalui analisis autokorelasi (ACF) maupun autokorelasi parsial (PACF), serta memeriksa apakah variansi residual bersifat homogen.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa kurs jual rupiah terhadap riyal yang diperoleh dari situs resmi Bank Indonesia. Periode data yang digunakan adalah Mei 2023 hingga Juli 2025 pada hari aktif perdagangan (Senin–Jumat). Data yang digunakan adalah kurs jual rupiah terhadap riyal. Pemilihan periode Mei 2023 – Juli 2025 dilakukan agar data cukup panjang untuk analisis time series.

Sebelum pendugaan model, dilakukan uji stasioneritas untuk memastikan bahwa data memiliki rata-rata dan variansi yang konstan. Jika data tidak stasioner, maka dilakukan transformasi atau differencing hingga data bersifat stasioner.

Proses identifikasi model awal dilakukan dengan pendekatan *Box–Jenkins*, melalui analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Hasil identifikasi ini digunakan untuk menduga model ARIMA sebagai baseline.

Setelah diperoleh model ARIMA, dilakukan uji efek ARCH dengan metode *Lagrange Multiplier Test* (LM Test). Apabila hasil uji menunjukkan adanya heteroskedastisitas bersyarat, maka residual dari model ARIMA akan dimodelkan lebih lanjut dengan pendekatan ARCH atau GARCH.

Estimasi parameter model ARCH/GARCH dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Parameter yang diperoleh kemudian diuji signifikansinya pada taraf kepercayaan 5% untuk memastikan validitas model.

Model yang telah diestimasi selanjutnya diuji diagnostik untuk memastikan kecocokan. Uji dilakukan terhadap residual, meliputi pemeriksaan distribusi normal, independensi (bebas autokorelasi), serta tidak adanya efek ARCH yang tersisa. Pemeriksaan ini didukung dengan analisis ACF, PACF, serta uji statistik tambahan. Model terbaik dipilih berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), di mana model dengan nilai AIC terkecil dipertahankan sebagai model representatif.

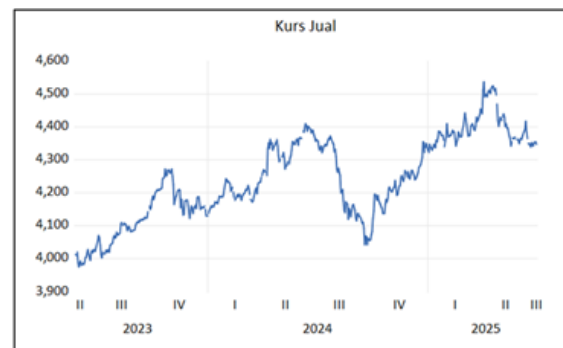
Tahap akhir penelitian adalah melakukan peramalan kurs jual rupiah terhadap riyal dengan menggunakan model terbaik yang terpilih. Untuk mengukur kinerja ramalan, digunakan beberapa indikator akurasi, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Theil's U Statistic*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Uji Stasioner

Data deret waktu dikatakan stasioner apabila nilai rata-rata dan variansnya tetap atau konstan sepanjang waktu. Suatu deret waktu dianggap stasioner jika tidak mengandung unsur tren maupun musiman, serta karakteristik statistiknya, seperti rata-rata dan varians, tidak berubah seiring waktu (Aktivani, 2020).

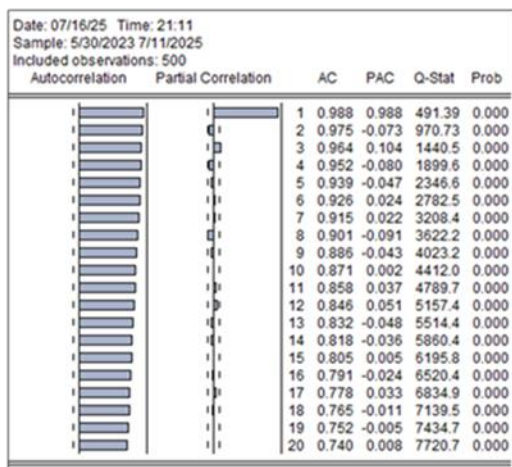
Kestasioneran data merupakan kondisi yang diperlukan dalam analisis data deret waktu karena dapat memperkecil kekeliruan model, sehingga jika tidak stasioner pada varians, rata-rata maupun keduanya maka perlu dilakukan transformasi atau *differencing* (Hossain et al., 2019). Analisis deskriptif digunakan untuk memudahkan dalam memahami pergerakan nilai jual kurs rupiah terhadap riyal mulai bulan Mei 2023 – Juli 2025. Pergerakan nilai jual kurs rupiah terhadap riyal dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Grafik Nilai Kurs Jual Rupiah terhadap Riyal.

Grafik diatas menunjukkan pola data deret waktu yang bersifat tidak stasioner, ditandai dengan fluktuasi nilai yang berubah-ubah serta adanya tren dan perubahan varians dari waktu ke waktu. Pola ini mengindikasikan bahwa data memiliki unsur ketidakstabilan rata-rata maupun varians (heteroskedastisitas), sehingga tidak cocok langsung digunakan dalam pemodelan ARIMA tanpa dilakukan transformasi atau *differencing* terlebih dahulu.

Pemeriksaan kestasioneran data deret waktu dapat dilihat dari bentuk plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Bentuk plot ACF maupun PACF dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Grafik ACF dan PACF Nilai Kurs Jual Rupiah terhadap Riyal.

Hasil grafik ACF dan PAC pada gambar 2 menunjukkan bahwa data memiliki autokorelasi yang sangat tinggi hingga lag ke-20, dengan nilai *autocorrelation* pada lag 1 sebesar 0.988 dan perlahan menurun, serta semua nilai *p* menunjukkan signifikansi (*p-value* = 0.000). Pola ini mengindikasikan bahwa data belum stasioner karena masih terdapat korelasi kuat antar periode. Selain itu, nilai partial *autocorrelation* yang signifikan hanya pada lag awal mengarah pada kemungkinan penggunaan model AR(1) setelah dilakukan *differencing*. Oleh karena itu, data ini memerlukan transformasi, seperti *differencing*, agar memenuhi asumsi stasioneritas sebelum dimodelkan lebih lanjut, misalnya dengan ARIMA.

3.2 Differencing atau Transformasi

Berdasarkan plot data, terlihat bahwa data kurs jual rupiah terhadap riyal tidak stasioner pada rata-rata, yang ditunjukkan oleh adanya pola tren dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, diperlukan proses *differencing* untuk menjadikan data lebih stasioner. *Differencing* merupakan teknik dalam analisis deret waktu yang bertujuan untuk menghilangkan tren atau pola musiman dengan cara menghitung selisih antara nilai suatu periode dengan periode sebelumnya (Nwakuya, 2020). Dalam penelitian ini, dilakukan *differencing* orde pertama sebagai upaya awal untuk menstasionerkan data. Berikut merupakan perhitungan *differencing* berdasarkan data kurs jual rupiah terhadap riyal.

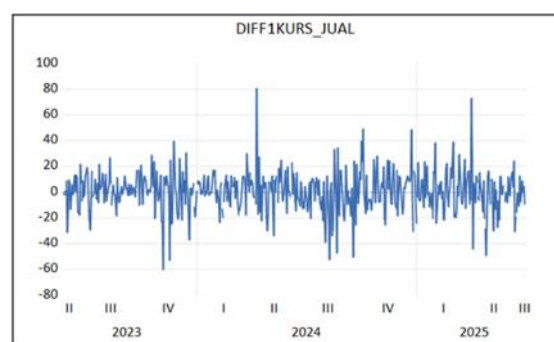
$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$$

$$\Delta Y_2 = Y_2 - Y_1$$

$$\Delta Y_2 = 4355.49 - 4346.26 = 9,23$$

$$\Delta Y_3 = Y_3 - Y_2 = 4,05$$

Hasil perhitungan *differencing* diketahui nilai $\Delta Y_2 = 9,23$, dan $\Delta Y_3 = -4,05$. Berikut merupakan Grafik data yang sudah di *differencing* dapat dilihat pada Gambar 3.



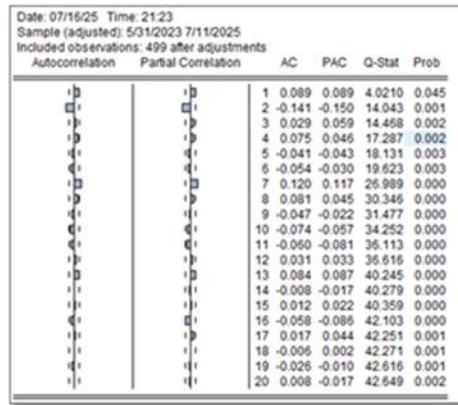
Gambar 3. Grafik Data Differencing Kurs Jual Rupiah terhadap Riyal.

Grafik 3 menampilkan fluktuasi nilai kurs jual yang sudah mengalami *differencing* pertama, ditunjukkan oleh data yang berosilasi di sekitar nol. Pola ini menandakan bahwa rata-rata sudah konstan (tidak ada tren), namun amplitudo fluktuasi atau variansnya masih berubah-ubah dari waktu ke waktu. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun data sudah stasioner terhadap rata-rata, namun belum stasioner terhadap varians. Dengan demikian, terdapat indikasi heteroskedastisitas, sehingga diperlukan model lanjutan seperti ARCH atau GARCH untuk menangani volatilitas yang terlihat jelas dalam data.

3.3 Pendugaan Parameter Model

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Pendugaan parameter pada model untuk MA dan AR dapat dilihat berdasarkan pola ACF dan PACF. Plot data ACF dan PACF pada data nilai kurs jual rupiah terhadap riyal yang telah dilakukan *differencing* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Differencing Kurs Jual Rupiah terhadap Riyal.

Berdasarkan pola ACF menunjukkan bahwa ACF tidak stasioner pada lag 2 dan 7, tetapi yang lainnya stasioner. Pola PACF juga menunjukkan tidak stasioner pada lag 2 dan 7, dan yang lainnya stasioner. Maka akan dicoba beberapa model tentatif $AR(2)I(1)AR(7)$, $MA(2)I(1)MA(7)$ dan $AR(2)AR(7)I(1)MA(2)MA(7)$, berikut merupakan parameter untuk masing-masing model tentatif.

model $AR(2)I(1)AR(7)$

$$\nabla^1 Y_t = 0.6548 - 0.1344 Y_{t-2} + 0.1194 Y_{t-7} + \varepsilon_t \quad (7)$$

model $MA(2)I(1)MA(7)$

$$\nabla^1 Y_t = 0.6605 + \varepsilon_t - 0.1145 \varepsilon_{t-2} + 0.1159 \varepsilon_{t-7} \quad (8)$$

model $AR(2)AR(7)I(1)MA(2)MA(7)$

$$\nabla^1 Y_t = 0.6597 - 0.5314 Y_{t-2} - 0.4417 Y_{t-7} + \varepsilon_t - 0.4028 \varepsilon_{t-2} - 0.54538 \varepsilon_{t-7} \quad (9)$$

berikut ringkasan indikator-indikator untuk pemilihan model yang terbaik dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Ringkasan Indikator untuk Pemilihan Model Terbaik.

Model	AIC
$AR(2)I(1)AR(7)$	8.3545
$MA(2)I(1)MA(7)$	8.3484
$AR(2)AR(7)I(1)MA(2)MA(7)$	8.3398

Berdasarkan indikator *Akaike Info Creation* (AIC) pada ketiga model, diketahui bahwa nilai AIC terkecil dimiliki oleh model $AR(2)AR(7)I(1)MA(2)MA(7)$ dengan nilai 8.3398. Karena AIC merupakan salah satu kriteria yang umum digunakan untuk memilih model terbaik dalam analisis deret waktu yakni dengan memilih model yang memiliki nilai AIC paling rendah

maka dapat disimpulkan bahwa model $AR(2)AR(7)I(1)MA(2)MA(7)$ adalah model yang paling sesuai untuk data ini.

3.4 Uji Unsur ARCH/GARCH

Uji unsur ARCH dan GARCH berfungsi untuk melihat apakah model ARIMA yang telah didapatkan memiliki varians yang konstan atau tidak (Maruddani & Safitri, 2025). Uji *Lagrange Multiplier* (LM) merupakan uji untuk melihat unsur ARCH dan GARCH pada model dengan hipotesis.

$$H_0 : a_1 = a_2 = 0$$

(Tidak ada heteroskedastisitas pada nilai residual model ARIMA)

$$H_1 : \exists a_i \neq 0, i = 1, 2$$

(Ada heteroskedastisitas pada nilai residual model ARIMA)

Taraf nyata (α) = 0.05

Statistik uji LM dengan menggunakan persamaan (4), sehingga nilai yang didapatkan untuk $LM = obs * R^2 = 3.906559$ yang dapat dilihat pada gambar berikut:

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	1.956871	Prob. F(2,494)	0.1424	
Obs*R-squared	3.906559	Prob. Chi-Square(2)	0.1418	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 07/16/25 Time: 22:09				
Sample (adjusted): 6/06/2023 7/11/2025				
Included observations: 497 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	210.8050	27.03806	7.796600	0.0000
RESID^2(-1)	0.060260	0.044905	1.341947	0.1802
RESID^2(-2)	0.061257	0.044902	1.364230	0.1731
R-squared	0.007860	Mean dependent var	239.9425	
Adjusted R-squared	0.003844	S.D. dependent var	506.4597	
S.E. of regression	505.4854	Akaike info criterion	15.29493	
Sum squared resid	1.26E+08	Schwarz criterion	15.32034	
Log likelihood	-3797.791	Hannan-Quinn criter.	15.30490	
F-statistic	1.956871	Durbin-Watson stat	1.997453	
Prob(F-statistic)	0.142394			

Gambar 5. Hasil Test Heteroskedastisitas

Kriteria keputusan jika nilai LM lebih besar dari nilai *Chi-Square* tabel maka terdapat heteroskedastisitas pada model ARIMA. Nilai yang didapatkan pada uji LM di atas yaitu 3.906559 lebih besar dibandingkan nilai *Chi-Square* 3,841459 pada derajat bebas (df) = 1 dengan taraf signifikansi 5% maka keputusan yang didapatkan adalah H_0 ditolak.

Berdasarkan hipotesis maka dapat disimpulkan bahwa terdapat unsur ARCH dan GARCH pada model ARIMA atau nilai residual tidak konstan pada model ARIMA $AR(2)AR(7)I(1)MA(2)MA(7)$ yang telah dipilih.

3.5 Pendugaan Parameter Model

ARCH/GARCH

Model ARIMA yang telah didapatkan mengandung nilai residual yang tidak konstan maka selanjutnya diestimasi dengan menggunakan model ARCH/GARCH yang paling sederhana yaitu $ARCH(1)$, $ARCH(2)$, $GARCH(1,1)$ atau $GARCH(2,1)$, berikut merupakan parameter untuk masing-masing model ARCH/GARCH yang di dapatkan dari masing-masing model.

1. Model $AR(2) AR(7) I(1) MA(2) MA(7)$
 $\nabla^1 Y_t = 1.5054 - 0.5701Y_{t-2} - 0.0337Y_{t-7} + \varepsilon_t + 0.4321\varepsilon_{t-2} - 0.4246\varepsilon_{t-7}$ (10)
 dengan nilai ARCH (1) sebesar
 $h_t = 192.1098 + 0.2288\varepsilon_{t-1}^2$

2. Model $AR(2) AR(7) I(1) MA(2) MA(7)$
 $\nabla^1 Y_t = 1.6994 - 0.5580Y_{t-2} - 0.3419Y_{t-7} + \varepsilon_t + 0.4208\varepsilon_{t-2} - 0.4452\varepsilon_{t-7}$ (11)
 dengan nilai ARCH (2) sebesar
 $h_t = 172.2394 + 0.2014\varepsilon_{t-1}^2 + 0.1144\varepsilon_{t-2}^2$

3. Model $AR(2) AR(7) I(1) MA(2) MA(7)$
 $\nabla^1 Y_t = 1.2678 - 0.5787Y_{t-2} - 0.4083Y_{t-7} + \varepsilon_t - 0.4468\varepsilon_{t-2} - 0.50611\varepsilon_{t-7}$ (12)
 dengan nilai GARCH (1,1) sebesar
 $h_t = 13.8763 + 0.0648h_{t-1} + 0.8808\varepsilon_{t-1}^2$

4. Model $AR(2) AR(7) I(1) MA(2) MA(7)$
 $\nabla^1 Y_t = 1.8153 - 0.5866Y_{t-2} - 0.3715Y_{t-7} + \varepsilon_t + 0.4586\varepsilon_{t-2} + 0.4604\varepsilon_{t-7}$ (13)
 dengan nilai GARCH (2,1) sebesar
 $h_t = 9.5107 + 0.2560h_{t-1} - 0.1925\varepsilon_{t-1}^2 + 0.9036\varepsilon_{t-2}^2$

Ringkasan indikator-indikator yang digunakan untuk menentukan model ARCH/GARCH terbaik, seperti signifikansi parameter estimasi pada taraf 5%, nilai log likelihood, dan Akaike Information Criterion (AIC), dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Ringkasan Indikator Pemilihan Model ARCH/GARCH

Model	Log Likelihood	AIC
ARCH(1)	-2040.036	8.3212
ARCH(2)	-2037.815	8.3163
GARCH(1,1)	-2033.622	8.2992
GARCH(2,1)	-2031.101	8.293

Berdasarkan hasil estimasi, seluruh model menunjukkan parameter yang signifikan pada taraf 5%. Dalam memilih model terbaik,

digunakan kriteria *log-likelihood*, AIC, dan SIC. Model $GARCH(2,1)$ memiliki nilai log-likelihood tertinggi (-2031.101) dan AIC terendah (8.2930), menunjukkan kecocokan model yang baik terhadap data. Oleh karena itu, $GARCH(2,1)$ dipilih sebagai model terbaik untuk merepresentasikan data dengan volatilitas yang tidak konstan.

3.6 Peramalan

Sebelum melakukan peramalan, model yang telah dipilih yaitu $GARCH(2,1)$ dievaluasi terlebih dahulu apakah masih terdapat masalah heteroskedastisitas atau tidak menggunakan uji LM dengan hipotesis :

$$H_0 : a_1 = a_2 = 0$$

(Tidak ada heteroskedastisitas pada nilai residual model ARIMA)

$$H_1 : \exists a_i \neq 0, i = 1,2$$

(Ada heteroskedastisitas pada nilai residual model ARIMA)

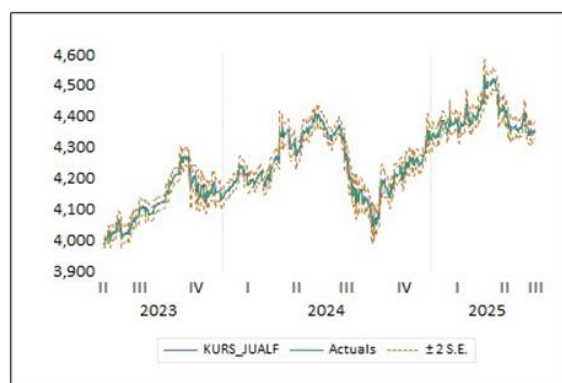
Taraf nyata (α) = 0.05

Statistik uji LM menggunakan persamaan (9)

Nilai yang didapatkan untuk $Obs * R^2 = 0.6293$

Keputusan diambil dengan membandingkan nilai LM dan nilai *Chi-Square* tabel, apabila nilai LM melebihi nilai *Chi-Square* tabel, maka dapat disimpulkan bahwa model mengandung gejala heteroskedastisitas. Nilai yang didapatkan pada uji LM di atas yaitu 0.6293 lebih kecil dibandingkan nilai *Chi-Square* 3.8415, maka keputusan yang didapatkan adalah H_0 diterima.

Berdasarkan hipotesis tersebut dapat disimpulkan bahwa model ARIMA $AR(2) AR(7) I(1) MA(2) MA(7)$ dengan GARCH (2,1) sudah tidak memiliki masalah heteroskedastisitas. Pola data aktual kurs jual rupiah terhadap riyal dan peramalan pada data yang diuji dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Plot Gabungan Nilai Kurs Aktual dan Nilai Kurs Dugaan.

Berdasarkan grafik dan hasil evaluasi model peramalan KURS_JUALF, terlihat bahwa model mampu mengikuti pola data aktual dengan cukup baik. Hal ini ditunjukkan oleh garis prediksi yang mendekati garis aktual serta berada dalam batas kepercayaan ± 2 standar error. Nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 15,51 dan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 11,38 menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi model relatif kecil dibandingkan dengan skala data kurs yang berkisar di angka 4.000-an. Selain itu, nilai *Theil U2* sebesar 0,98 yang mendekati 1 mengindikasikan bahwa model sudah cukup baik dalam melakukan prediksi. Proporsi kovarians yang sangat tinggi, yaitu sebesar 0,994, menunjukkan bahwa sebagian besar kesalahan prediksi disebabkan oleh variasi alami data, bukan karena kelemahan pada model.

Temuan ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan representasi yang baik terhadap pola volatilitas yang ada. Secara keseluruhan, model ini dapat dikategorikan akurat dan layak digunakan sebagai alat peramalan nilai tukar pada periode mendatang.

Tabel 3. Nilai Aktual dan Nilai Peramalan Kurs Jual Rupiah terhadap Riyal

Tanggal	Kurs Jual	Peramalan
6/30/2025	4,350.10	4,373.672
07/01/2025	4,349.45	4,356.518
07/02/2025	4,338.99	4,356.748
07/03/2025	4,351.25	4,339.406
07/04/2025	4,343.78	4,360.220
07/07/2025	4,342.44	4,342.648
07/08/2025	4,351.17	4,340.363
07/09/2025	4,351.44	4,350.390
07/10/2025	4,355.49	4,351.818
07/11/2025	4,346.26	4,358,300

Selama periode yang diamati, model peramalan menunjukkan performa yang cukup baik dalam memprediksi nilai kurs jual. Secara umum, nilai kurs aktual dan nilai hasil peramalan memiliki selisih yang kecil, yang menandakan tingkat akurasi yang tinggi dari model. Misalnya, pada tanggal 7 Juli 2025, nilai aktual sebesar 4.342,44 dan hasil peramalan sangat mendekati yaitu 4.342,648. Beberapa hari lainnya juga menunjukkan pola serupa, seperti tanggal 10 Juli (aktual 4.355,49 vs peramalan 4.351,818) dan 9 Juli (aktual 4.351,44 vs peramalan 4.350,390), yang menunjukkan kemampuan model dalam

mengikuti tren data sebenarnya.

Meskipun terdapat sedikit deviasi pada beberapa hari, seperti pada tanggal 1 Juli (selisih sekitar 7 poin) atau 4 Juli (selisih sekitar 16 poin), keseluruhan selisih tersebut masih berada dalam batas wajar dan tidak menunjukkan penyimpangan sistematis. Ini menandakan bahwa model *GARCH(2,1)* mampu menangkap dinamika volatilitas kurs dan memberikan peramalan yang cukup akurat untuk penggunaan praktis.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian, model *GARCH(2,1)* dipilih sebagai model terbaik dalam memodelkan volatilitas nilai tukar karena memiliki nilai AIC paling rendah dibandingkan model lainnya. Seluruh parameter dalam model signifikan pada taraf 5%. Evaluasi akurasi menunjukkan model memiliki kesalahan peramalan yang relatif rendah, ditunjukkan oleh nilai RMSE (15.50), MAE (11.38), dan Theil U2 Coefficient (0.976), yang mendekati nilai ideal. Hasil ini menunjukkan bahwa model *GARCH(2,1)* mampu menangkap pola fluktuasi dan memberikan hasil peramalan yang cukup baik terhadap data kurs jual.

4.2 Saran

Penelitian disarankan untuk mengembangkan model *GARCH(2,1)* dengan mempertimbangkan variabel eksternal seperti inflasi, suku bunga, atau faktor makroekonomi lainnya guna meningkatkan akurasi peramalan. Perbandingan kinerja model dengan pendekatan lain, seperti *ARIMA-GARCH* atau metode *machine learning*, juga perlu dilakukan untuk mengevaluasi keunggulan relatif masing-masing metode. Selain itu, penggunaan data dengan periode waktu yang lebih panjang atau frekuensi observasi yang lebih tinggi dapat memberikan hasil yang lebih representatif terhadap dinamika pasar valuta asing.

DAFTAR PUSTAKA

- Aktivani, S. (2020). *Uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019*. 20(2), 83–90.
- Anisa, & Himawan. (2007). Penggunaan *GARCH* dalam Pemodelan Data Nilai Tukar IDR terhadap USD. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 3(2), 60–69.

- Bollerslev, T. (1986). *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*. 31, 307–327.
- F, E. R. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Journal of the Econometric Society*, 50(4), 987–1007.
- Guo, Z., & Li, J. (2024). *Research on the Development Trends and Strategies of China 's Tourism Industry under the Background of RMB Exchange Rate Fluctuations*. 268–276.
- Herath, K., Samita, S., & Wijesuriya, W. (2013). *Evaluation of Ashley and Patterson Model Diagnostic Tool in selection of ARCH / GARCH Family Models : Case of Natural Rubber Prices at the Colombo Auction*. 25(1), 109–119.
- Hossain, Z., Rahman, A., Hossain, M., & Karami, J. H. (2019). *Over-Differencing and Forecasting with Non-Stationary Time Series Data*. 67(1), 21–26.
- Kanal, F. A., Manurung, T., & Prang, J. D. (2018). *Application Of Garch (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) Model In Calculating Beta Value Of Stock Index Pefindo25*.
- Maruddani, D. A. I., & Safitri, D. (2025). *Modeling the Volatility-Return Relationship in the Indonesian Stock Market using the GARCH-M Framework*. 13(04), 5044–5050. <https://doi.org/10.47191/ijmcr/v13i4.03>
- Nguyen, V., & Robert, S. (2022). Applying Hybrid ARIMA-SGARCH in Algorithmic Investment Strategies on S&P500 Index 2, * '. *Entropy*, 24(158), 1–25.
- Nwakuya, M. T. (2020). *Application of Box-Cox Transformation as a Corrective Measure to Heteroscedasticity Using an Economic Data*. January 2018, 10–15. <https://doi.org/10.5923/j.ajms.20180801.02>
- Puspitasari, N. (2024). Volatilitas Nilai Tukar: Implikasi Bagi Stabilitas Ekonomi dan Investasi. *Jurnal Ekonomi, Bisnis Dan Pendidikan*, 4(11). <https://doi.org/10.17977/um066.v4.i11.2024.1>
- Ramadhani, F. S., Rahim, A., Astuty, S., Retno, D., & Hastuti, D. (2025). *Analysis of Factors Affecting Exchange Rate Fluctuations in Indonesia*. March. <https://doi.org/10.61132/ijems.v2i2.605>
- Susilawati, E., & Kurnia, H. (2024). *Perkembangan Agama Islam di Indonesia Pasca Kemerdekaan*. 1(2), 87–103.
- Wei, W. W. . (2006). *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*. PEARSON Addison Wesley.
- Wijaya, M. I., Liyani, F. A., Sa'diya, N. H., & Maharani, I. P. (2025). Transaksi Valuta Asing dan Dampak Perubahan Nilai Tukar dalam Perdagangan Internasional. *Jurnal Ekonomi Manajemen Dan Bisn*, 2(5), 341–347.
- Wijoyo, N. A. (2016). *Kajian Ekonomi & Keuangan dengan Menggunakan Model GARCH Forecasting the Rupiah Exchange Rate to USD by Utilising GARCH*. 20(2).