



Penerapan Model ARIMA-GARCH Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Mata Uang Cina (Yuan)

Anastasya Sahema Puken^{1*}, Djoni Hatidja¹, Jullia Titaley¹

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

*Corresponding author: anastasyapuken103@student.unsrat.ac.id

ABSTRAK

Nilai tukar merupakan harga mata uang suatu negara terhadap mata uang negara lain dan berperan penting dalam stabilitas ekonomi. Penelitian ini bertujuan memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap mata uang Cina (Yuan) menggunakan model ARIMA–GARCH. Data yang digunakan adalah data harian periode 1 Januari 2020 hingga 30 November 2025 yang diperoleh dari situs Investing. Hasil analisis menunjukkan bahwa model terbaik adalah ARIMA(3,0,0)–GARCH(2,3) berdasarkan nilai AIC terkecil. Model ini digunakan untuk meramalkan nilai tukar pada periode 1–26 Desember 2025, dengan nilai prediksi berada pada kisaran 2.354,28 hingga 2.362,19. Hasil peramalan menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola pergerakan nilai tukar meskipun nilai aktual meningkat lebih cepat dibandingkan nilai prediksi.

ABSTRACT

The exchange rate is defined as the price of a country's currency relative to another country's currency and plays an important role in economic stability. This study aims to forecast the exchange rate of the Indonesian Rupiah against the Chinese Yuan using an ARIMA–GARCH model. The data used are daily exchange rate data from January 1, 2020 to November 30, 2025 obtained from Investing. The results show that the best model is ARIMA(3,0,0)–GARCH(2,3) based on the smallest Akaike Information Criterion (AIC). This model forecasts the exchange rate for December 1–26, 2025, with predicted values ranging from 2,354.28 to 2,362.19. The forecasting results indicate the model is able to follow the exchange rate movement pattern, although actual values increase faster than predicted values.

INFO ARTIKEL

Diterima :
Diterima setelah revisi :
Tersedia online :

Kata Kunci:

Nilai Tukar
ARIMA-GARCH
Peramalan
Kota Manado
Statistika

ARTICLE INFO

Accepted :
Accepted after revision :
Available online :

Keywords:

Exchange Rate
ARIMA-GARCH
Forecasting
Manado City
Statistics

1. PENDAHULUAN

Nilai tukar atau kurs merupakan harga suatu mata uang terhadap mata uang negara lain dan memiliki peranan penting dalam kegiatan perdagangan internasional. Pergerakan nilai tukar cenderung fluktuatif karena dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi. Pada awal tahun 2020, pandemi COVID-19 turut memengaruhi pelemahan serta perubahan nilai tukar Rupiah terhadap berbagai mata uang utama [1]. Oleh karena itu, peramalan nilai tukar diperlukan untuk memperkirakan kondisi di masa mendatang berdasarkan data historis [2].

Pemilihan nilai tukar Rupiah terhadap Yuan sebagai objek penelitian didasarkan pada peran Cina sebagai salah satu mitra dagang terbesar Indonesia. Fluktuasi nilai tukar ini berpotensi memengaruhi stabilitas ekonomi domestik, terutama karena ketergantungan Indonesia terhadap impor dari Cina. Model ARIMA dapat digunakan untuk memodelkan pola rata-rata deret waktu, sedangkan model GARCH mampu menangkap volatilitas yang sering muncul pada data keuangan [2].

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA-GARCH mampu menghasilkan peramalan yang akurat. Penelitian oleh [3] memperoleh nilai MAPE sebesar 0,77% dalam peramalan kurs IDR terhadap GBP. Penelitian lain oleh [2] menunjukkan bahwa model

ARIMA(6,1,6)–GARCH(6,0) merupakan model terbaik untuk memprediksi harga emas dunia dengan nilai MAPE sebesar 0,647981%. Selain itu, penelitian oleh [4] menghasilkan nilai MAPE sebesar 0,72% dalam peramalan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan model ARIMA-GARCH untuk memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap Yuan.

Nilai Tukar (Kurs)

Nilai tukar atau kurs merupakan harga mata uang suatu negara terhadap mata uang negara lain yang digunakan dalam perdagangan internasional [5]. Pergerakan nilai tukar dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kondisi ekonomi, sosial, politik, serta kebijakan pemerintah. Indonesia menganut sistem nilai tukar mengambang terkendali, sehingga nilai Rupiah terhadap mata uang lain, termasuk Yuan, ditentukan oleh mekanisme pasar dan kebijakan Bank Indonesia. Nilai tukar CNY/IDR menunjukkan jumlah Rupiah yang diperlukan untuk memperoleh satu Yuan, di mana kenaikan nilai tukar menunjukkan depresiasi Rupiah, sedangkan penurunan menunjukkan apresiasi Rupiah [5].

Forecasting (Peramalan)

Peramalan (*forecasting*) merupakan proses memperkirakan nilai pada masa mendatang berdasarkan data masa lalu yang dianalisis secara ilmiah menggunakan metode statistika [5]. Berdasarkan periode waktunya, peramalan dapat diklasifikasikan menjadi peramalan jangka panjang (lebih dari tiga tahun), jangka menengah (beberapa bulan hingga tiga tahun), dan jangka pendek (kurang dari satu tahun), di mana fluktuasi nilai tukar umumnya termasuk dalam peramalan jangka pendek. Akurasi model peramalan dapat dievaluasi menggunakan beberapa ukuran kesalahan, seperti Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan Mean Square Error (MSE) [5].

Stasioneritas

Dengan uji ADF sebagai metode yang paling umum digunakan untuk mendeteksi keberadaan akar unit dalam data [6], [7]. Hipotesis pengujian ADF adalah $H_0 : \gamma = 0$ (data tidak stasioner) dan $H_1 : \gamma \neq 0$ (data stasioner) [7], dengan statistik uji:

$$t' = \frac{\gamma}{SE(\gamma)}$$

dimana, t' = nilai statistik uji ADF; γ = estimasi parameter autoregressive (AR); $SE(\gamma)$ = standar error dari estimasi γ . Jika data belum stasioner dalam varians, maka dapat dilakukan transformasi Box-Cox untuk menstabilkan varians [8] dengan persamaan:

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

dimana, $T(Z_t)$ = hasil transformasi Box-Cox; Z_t = nilai data pada waktu ke-t; λ = parameter transformasi. Nilai λ digunakan untuk menentukan bentuk transformasi yang digunakan, seperti $\frac{1}{Z_t}$, $\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$, $\ln Z_t$, $\sqrt{Z_t}$, atau tanpa transformasi jika $\lambda = 1$.

Pembedaan Data (Differencing)

Persamaan differencing dinyatakan sebagai:

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

dengan Y_t merupakan nilai setelah dilakukan differencing, Y_{t-1} merupakan nilai pengamatan pada waktu ke-t-1 dan t menyatakan waktu.

Analisis Deret Waktu (Time Series)

Analisis deret waktu (*time series*) merupakan metode yang menggunakan data observasi yang disusun secara berurutan berdasarkan waktu untuk menganalisis pola pergerakan data dan melakukan peramalan pada periode mendatang. Dalam penerapannya, analisis *time series* mempelajari hubungan antara variabel waktu dan variabel yang diprediksi sehingga pola data yang terbentuk, seperti tren atau fluktuasi, perlu diperhatikan sebelum melakukan peramalan [2].

Model Autoregressive (AR)

Secara matematis, model AR dapat dinyatakan sebagai:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t$$

di mana μ adalah konstanta, Y_t adalah data pada periode ke-t, $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ adalah data pada periode sebelumnya hingga lag ke-p, ϕ_i adalah koefisien AR berorde i, e_t adalah nilai error pada periode ke-t, dan $i = 1, 2, \dots, p$.

Model Moving Average (MA)

Secara matematis, model MA dapat dinyatakan sebagai:

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

dengan μ adalah konstanta, Y_t adalah nilai variabel dependen pada waktu ke-t, ε_t adalah nilai error pada waktu ke-t, ε_{t-q} adalah nilai error pada q periode sebelumnya, θ_i adalah koefisien MA berorde i, dan $i = 1, 2, \dots, q$.

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Secara umum, model ARIMA dapat dinyatakan sebagai:

$$Y_t - Y_{t-1} = \mu + \phi_1(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \dots + \phi_p(Y_{t-p} - Y_{t-p-1}) + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

di mana μ adalah konstanta, Y_t adalah data runtun waktu stasioner pada waktu ke-t, ϕ_i adalah parameter AR untuk $i = 1, 2, \dots, p$, ε_{t-q} adalah nilai error pada q periode sebelumnya, dan θ_i adalah koefisien model MA dengan orde $i = 1, 2, \dots, q$.

Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) merupakan metode dalam analisis deret waktu yang digunakan untuk mengidentifikasi struktur autokorelasi serta menentukan orde model Autoregressive (AR) dan Moving Average (MA) dalam pemodelan ARIMA. Fungsi Autokorelasi (ACF) menunjukkan tingkat hubungan antara pengamatan pada waktu ke-t (Z_t) dengan pengamatan pada waktu sebelumnya ($Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k}$), sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi stasioneritas data dan menentukan orde q pada model MA. Sementara itu, Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) mengukur hubungan antara pengamatan pada waktu ke-t (Z_t) dan pengamatan pada waktu $t + k$ (Z_{t+k}) setelah pengaruh linier dari variabel ($Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k}$) dihilangkan, sehingga digunakan untuk menentukan orde p pada model AR.

Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model ARIMA dilakukan melalui beberapa tahapan untuk menentukan model yang sesuai dengan karakteristik data deret waktu. Tahapan tersebut meliputi pembuatan *time series plot* untuk mengamati pola data dan melakukan transformasi apabila data belum stasioner dalam varians, kemudian memeriksa stasioneritas dalam rata-rata serta melakukan differencing jika data masih belum stasioner. Selanjutnya, plot Autokorelasi (ACF) dan Autokorelasi Parsial (PACF) dari data yang telah stasioner dianalisis untuk menentukan orde p dan q dari model ARIMA [7]. Karakteristik pola ACF dan PACF yang digunakan dalam penentuan orde model, yaitu model ARMA (p,0,0) memiliki ACF yang menurun secara bertahap menuju nol dan PACF terputus pada lag ke-ppp, model ARMA (0,0,q) memiliki ACF terputus pada lag ke-q dan PACF menurun secara bertahap menuju nol, sedangkan model ARMA (p,0,q) memiliki pola ACF dan PACF yang sama-sama menurun secara bertahap menuju nol [8].

Estimasi Parameter ARIMA

Pada model AR(1), estimasi parameter dilakukan dengan mencari nilai parameter yang meminimumkan fungsi kesalahan, sehingga diperoleh taksiran parameter sebagai berikut:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{(1 - \phi_1)} (\bar{Z} - \phi_1 \bar{Z}) = \bar{Z}$$

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2}$$

dengan $\hat{\mu}$ adalah estimasi konstanta, $\hat{\phi}$ adalah estimasi parameter autoregressive, Z_t adalah nilai pengamatan pada waktu ke- t , Z_{t-1} adalah nilai pengamatan pada waktu sebelumnya, \bar{Z} adalah rata-rata data, dan n adalah banyaknya pengamatan.

Uji Signifikansi Parameter ARIMA

Pengujian dilakukan dengan hipotesis $H_0 : \hat{\phi} = 0$ atau $H_0 : \hat{\theta} = 0$ (tidak signifikan) dan $H_1 : \hat{\phi} \neq 0$ atau $H_1 : \hat{\theta} \neq 0$ (signifikan). Statistik uji yang digunakan adalah:

$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \text{ atau } t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

dengan t adalah statistik uji parameter AR dan MA, $\hat{\phi}$ adalah nilai taksiran parameter AR, $\hat{\theta}$ adalah nilai taksiran parameter MA, $SE(\hat{\phi})$ adalah standar error dari taksiran $\hat{\phi}$, dan $SE(\hat{\theta})$ adalah standar error dari taksiran $\hat{\theta}$. Keputusan pengujian adalah menolak H_0 jika $|t_{hit}| > t_{(\frac{\alpha}{2}),df}$ atau $p\text{-value} < \alpha = 5\%$ yang menunjukkan parameter signifikan, sedangkan jika $|t_{hit}| < t_{(\frac{\alpha}{2}),df}$ atau $p\text{-value} > \alpha = 5\%$ maka H_0 diterima yang berarti parameter tidak signifikan, dengan df adalah jumlah data dikurangi jumlah parameter ϕ dan θ .

Uji Diagnostik

Uji diagnostik residual dalam analisis deret waktu meliputi uji *white noise* dan uji normalitas residual untuk memastikan bahwa residual model bersifat acak dan memenuhi asumsi distribusi yang diperlukan.

1. Uji *white noise* dapat diuji menggunakan statistik Ljung-Box dengan hipotesis $H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual saling bebas) dan $H_1 : \text{minimal ada } 1, \rho_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, k$ (residual tidak saling bebas) [8]. Statistik uji Ljung-Box dinyatakan sebagai:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)}$$

dengan Q adalah statistik uji Ljung-Box, $\hat{\rho}_k^2$ adalah taksiran autokorelasi pada lag ke- k , n adalah banyaknya pengamatan, dan K adalah lag maksimum. Keputusan pengujian adalah menolak H_0 jika $Q > \chi_{(\alpha, df=k-p-q)}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha = 5\%$, yang berarti residual tidak memenuhi asumsi *white noise*, sedangkan jika $Q < \chi_{(\alpha, df=k-p-q)}^2$ atau $p\text{-value} > \alpha = 5\%$ maka H_0 diterima sehingga residual memenuhi asumsi *white noise*.

2. Normalitas residual dapat diuji menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis $H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal) dan $H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal), dengan statistik uji:

$$D_{hit} = \text{maksimum}|F(x) - F_0(x)|$$

di mana $F(x)$ adalah fungsi peluang kumulatif dari data sampel dan $F_0(x)$ adalah fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal. Keputusan pengujian adalah menolak H_0 jika $D_{hit} > D_{(1-\alpha, n=\text{ukuran sampel})}$ atau $p\text{-value} < \alpha = 5\%$, sedangkan jika $D_{hit} < D_{(1-\alpha, n=\text{ukuran sampel})}$ atau $p\text{-value} > \alpha = 5\%$ maka H_0 diterima yang berarti residual berdistribusi normal.

$value > \alpha = 5\%$ maka H_0 diterima yang berarti residual berdistribusi normal.

Validasi Model

Proses validasi dilakukan dengan membandingkan nilai hasil peramalan dengan data aktual menggunakan ukuran kesalahan kuadrat sebagai berikut:

$$V = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

dengan V adalah nilai validasi model, Y_i adalah data hasil peramalan dari model pada pengamatan ke- i ($i=1,2,3,\dots,n$), dan \hat{Y}_i adalah data aktual yang tidak digunakan dalam pembentukan model pada pengamatan ke- i ($i=1,2,3,\dots,n$). Nilai validasi yang lebih kecil menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang lebih baik.

Pemilihan Model Terbaik

Secara matematis, nilai AIC dan BIC dinyatakan sebagai:

$$AIC = -2 \log(L) + 2M$$

$$BIC = -2 \log(L) + \log(n)M$$

dengan M adalah jumlah parameter $p+q$ dalam model, n adalah banyaknya observasi, dan L adalah nilai *likelihood* dari data berdasarkan model yang digunakan.

Heteroskedastisitas

Heteroskedastisitas merupakan kondisi ketika varians residual dalam suatu model tidak konstan dari waktu ke waktu, yang sering terjadi pada data deret waktu. Kondisi ini merupakan kebalikan dari homoskedastisitas, yaitu keadaan ketika varians residual bersifat konstan. Pada data *time series*, heteroskedastisitas dapat muncul dalam bentuk pengelompokan kesalahan prediksi yang besar maupun kecil sehingga menunjukkan adanya perubahan volatilitas dalam data [6]. Keberadaan heteroskedastisitas juga dapat mengindikasikan adanya efek ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) pada data.

Uji ARCH-LM

Misalkan $\varepsilon_t = X_t - \mu_t$ adalah residual dari persamaan rata-rata, maka deret ε_t^2 digunakan untuk menguji keberadaan heteroskedastisitas bersyarat melalui model regresi berikut:

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \omega_t; t = m+1, \dots, T$$

dengan ω_t adalah error, m adalah bilangan bulat, dan T adalah ukuran sampel atau banyaknya observasi. Hipotesis pengujian adalah $H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$ (tidak terdapat efek ARCH) dan $H_1 : \exists \alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$ (terdapat efek ARCH) dengan taraf signifikan $\alpha = 0.05$. Keputusan pengujian adalah menolak H_0 jika $F > \chi_p^2(\alpha)$ atau $p\text{-value} < \alpha$, yang menunjukkan adanya efek ARCH dalam data.

Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH)

Secara umum, model ARCH dapat dinyatakan sebagai:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2$$

di mana σ_t^2 adalah ragam dugaan pada waktu ke- t , α_0 adalah konstanta, α_p adalah koefisien ARCH, p adalah ordo model ARCH, dan ε_{t-p}^2 adalah kuadrat residual pada periode $t-p$ [4] [10].

Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

Secara umum, model GARCH dapat dinyatakan sebagai:

$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2$
 di mana σ_t^2 adalah variansi residual pada waktu ke-t, α_0 adalah konstanta, α_p adalah koefisien ARCH, β_p adalah koefisien GARCH, ε_{t-p}^2 adalah kuadrat residual pada periode t-p, σ_{t-p}^2 adalah variansi residual pada waktu t-p, serta p,q merupakan ordo dari model GARCH [4].

Estimasi Parameter ARCH dan GARCH

Sebagai contoh pada model ARCH (1), persamaan varians kondisional dinyatakan sebagai:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$$

dengan σ_t^2 adalah variansi pada waktu ke-t, α_0 adalah konstanta, α_1 adalah koefisien ARCH, dan ε_{t-1}^2 adalah kuadrat residual pada periode sebelumnya. Berdasarkan pendekatan *maximum likelihood*, diperoleh estimator parameter sebagai berikut:

$$\alpha_0 = \bar{\sigma}_t^2 - \alpha_1 \bar{\varepsilon}_{t-1}^2$$

$$\alpha_1 = \frac{\sum_{t=1}^n \sigma_t^2 \varepsilon_{t-1}^2 - (\sum_{t=1}^n \sigma_t^2 \varepsilon_{t-1}^2)(\sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}^2/n)}{(\sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}^2) + ((\sum_{t=1}^n \varepsilon_{t-1}^2)^2/n)}$$

di mana α_0 dan α_1 merupakan parameter yang diestimasi, σ_t^2 adalah variansi pada waktu ke-t, ε_{t-1}^2 adalah kuadrat residual pada periode sebelumnya, dan n adalah banyaknya observasi. Estimasi parameter diperoleh dengan memaksimalkan fungsi *likelihood* sehingga menghasilkan parameter yang paling sesuai dengan data.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Menurut [2], nilai MAPE dapat dihitung dengan rumus:

$$MAPE = \left(\frac{100\%}{n}\right) \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - Ft|}{X_t}$$

dimana X_t adalah data aktual pada periode ke-t, F_t adalah nilai peramalan pada periode ke-t, dan n adalah banyaknya data pengamatan.

2. METODE PENELITIAN

Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa data harian nilai tukar Rupiah terhadap mata uang Cina (Yuan) dengan periode pengamatan dari tanggal 01 Januari 2020 hingga 30 November 2025.

Sumber Data

Sumber data dalam penelitian ini diperoleh dari situs resmi penyedia data keuangan yaitu website Investing (<https://www.investing.com/>), yang menyediakan informasi historis mengenai nilai tukar Rupiah terhadap mata uang Cina (Yuan).

Tahapan Analisis

Dalam penelitian ini digunakan *Rstudio*, dengan tahapan penelitian sebagai berikut:

1. Pembuatan plot data nilai tukar Rupiah terhadap mata uang Cina (Yuan)
2. Uji Stasioner data dalam rata-rata (Uji ADF)
3. Uji Stasioner data dalam varian (Uji ARCH-LM)
4. Identifikasi orde model ARIMA (ACF dan PACF)
5. Estimasi model ARIMA (dengan menggunakan metode *Conditional Least Square* (CLS) dan melihat nilai AIC terkecil)

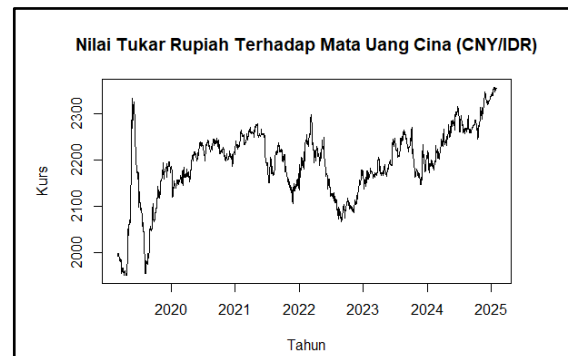
6. Uji Signifikansi Parameter ARIMA (Uji t)
7. Uji Diagnostik model ARIMA (Uji *White Noise* dan Uji Normalitas Residual)
8. Menentukan persamaan model ARIMA
9. Uji Heteroskedastisitas / Uji Efek ARCH pada model ARIMA
10. Identifikasi model ARIMA-GARCH (dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF dari residual kuadrat dari model ARIMA terbaik)
11. Estimasi Parameter model GARCH (dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* dan melihat nilai AIC terkecil)
12. Evaluasi model GARCH (Uji Heteroskedastisitas / Uji Efek ARCH pada model GARCH)
13. Menentukan persamaan model ARIMA-GARCH
14. Peramalan (*Forecasting*) Menggunakan Model ARIMA-GARCH
15. Validasi Model, akan dipilih satu model yang memiliki nilai validasi yang paling kecil
16. Mengecek ketepatan model berdasarkan nilai MAPE

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Data

Data yang dianalisis merupakan data nilai tukar Rupiah terhadap mata uang Cina (Yuan) periode 01 Januari 2020 – 30 November 2025 (data harian). Total terdapat 1.543 data. Gambar 1 menunjukkan plot dari data yang digunakan.

Gambar 1. Plot Data Nilai Tukar Rupiah Terhadap Mata Uang Cina (Yuan)



Uji Stasioner data dalam rata-rata

Langkah awal dalam peramalan dalam model ARIMA adalah dengan menguji stasioneritas data menggunakan Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Pengujian dilakukan pada tingkat signifikansi 5% dengan hipotesis:

H_0 : Data tidak stasioner

H_1 :Data stasioner

Tabel 1. Hasil uji ADF

Dickey-Fuller = -3,8709
Lag order = 11
p-value = 0,01544

Hasil uji ADF menunjukkan nilai statistik sebesar -3,8709 dengan nilai p-value sebesar 0,01544. Karena nilai p-value lebih kecil dari taraf signifikansi 5% (0,05), maka hipotesis nol ditolak.

Berdasarkan plot data nilai tukar Rupiah terhadap Yuan (CNY/IDR), terlihat adanya fluktuasi dengan

kecenderungan meningkat pada beberapa periode. Namun, hasil uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata tanpa perlu dilakukan differencing. Hal ini menunjukkan bahwa pergerakan nilai tukar hanya berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata jangka panjang dan tidak membentuk tren deterministik yang kuat. Dengan demikian, data telah memenuhi asumsi stasioneritas dalam rata-rata dan dapat dilanjutkan ke tahap selanjutnya.

Uji Stasioner data dalam varian

Setelah menguji stasioneritas data dalam rata-rata, dilanjutkan dengan menguji stasioneritas data dalam varian dengan menggunakan Uji ARCH-LM. Pengujian dilakukan pada tingkat signifikansi 5% dengan hipotesis:
 $H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$ (tidak terdapat efek ARCH)
 $H_1 : \exists \alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$ (terdapat efek ARCH)

Tabel 2. Hasil uji Stasioner data dalam varian

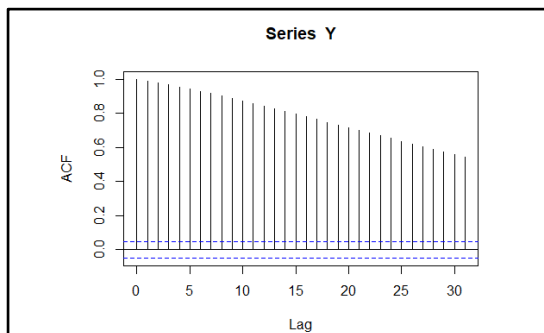
Chi-squared = 1508
df = 12
p-value < 2,2e-16

Hasil uji ARCH-LM menunjukkan nilai statistik Chi-square sebesar 1508 dengan nilai p-value kurang dari $2,2 \times 10^{-16}$. Karena nilai p-value lebih kecil dari 0,05, maka hipotesis nol ditolak. Dengan demikian disimpulkan bahwa data mengandung efek ARCH, yang menunjukkan adanya heteroskedastisitas pada varian data.

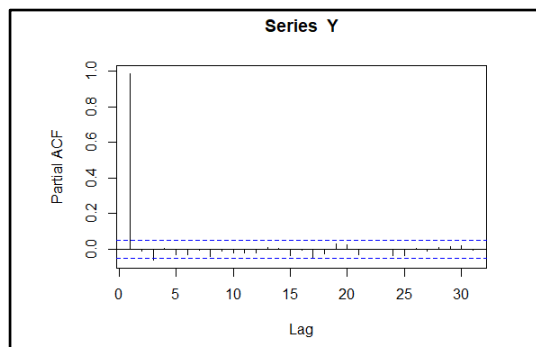
Identifikasi orde model ARIMA

Untuk mengidentifikasi model, kita dapat melihat pola dari plot ACF dan plot PACF.

Gambar 2. Plot ACF



Gambar 3. Plot PACF



Dilihat dari hasil plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF)

pada Gambar 2 dan Gambar 3 menunjukkan bahwa pada plot ACF menunjukkan pola *tailing off*, dimana autokorelasi menurun secara perlahan seiring bertambahnya lag dan tidak mengalami pemutusan pada lag tertentu, yang artinya orde dari MA (q) sama dengan 0. Plot PACF pada gambar 4 menunjukkan adanya perpotongan (*cut off*) pada lag ke-1. Karena data telah stasioner dalam rata-rata (tanpa *differencing*), maka nilai $d = 0$. Berdasarkan pola tersebut dan asumsi $d = 0$, maka kandidat model ARIMA yang mungkin untuk diuji adalah: ARIMA(1,0,0), ARIMA(1,0,1), ARIMA(2,0,0), ARIMA(2,0,1), ARIMA(1,0,2), ARIMA(3,0,0), ARIMA(1,0,3), ARIMA(2,0,3), ARIMA(3,0,2), ARIMA(3,0,1).

Estimasi model ARIMA

Tabel 3. Estimasi model ARIMA

Model	AIC	Model	BIC
ARIMA (3,0,0)	11173,76	ARIMA (1,0,0)	11199,96
ARIMA (1,0,2)	11174,92	ARIMA (3,0,0)	11200,46
ARIMA (3,0,1)	11175,54	ARIMA (1,0,2)	11201,63
ARIMA (1,0,3)	11176,86	ARIMA (2,0,0)	11206,72
ARIMA (2,0,3)	11178,15	ARIMA (1,0,1)	11206,82
ARIMA (1,0,0)	11183,94	ARIMA (3,0,1)	11207,59
ARIMA (2,0,0)	11185,36	ARIMA (1,0,3)	11208,91
ARIMA (1,0,1)	11185,45	ARIMA (2,0,1)	11213,08
ARIMA (2,0,1)	11186,37	ARIMA (2,0,3)	11215,54
ARIMA (3,0,2)	11188,26	ARIMA (3,0,2)	11225,65

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat bahwa model yang memiliki nilai AIC paling kecil adalah model ARIMA(3,0,0) dengan nilai sebesar 11173,76 dan model yang memiliki nilai BIC paling kecil adalah model ARIMA(1,0,0) dengan nilai sebesar 11199,96.

Uji Signifikansi Parameter ARIMA

Selanjutnya akan dilakukan uji t dengan taraf signifikansi 5% dan dengan hipotesis yang terlihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hipotesis dan rumus dari parameter ARIMA

	Parameter AR	Parameter MA
Hipotesis	$H_0 : \hat{\phi} = 0$ (tidak signifikan)	$H_0 : \hat{\theta} = 0$ (tidak signifikan)
	$H_1 : \hat{\phi} \neq 0$ (signifikan)	$H_1 : \hat{\theta} \neq 0$ (signifikan)
Rumus	$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})}$	$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$

Tabel 5. Hasil uji t pada semua model ARIMA

ARIMA(1,0,0)					
Parameter	Estimate	Std. Error	t value	p value	Ket
AR1	0,995537	0,002748	362,1838	0	Signifikan
intercept	2191,765075	45,48784	48,18353	0	Signifikan
ARIMA(1,0,1)					
Parameter	Estimate	Std. Error	t value	p value	Ket

AR1	9,953108e-01	0,002825	352,2853	0,0000	Signifikan
MA1	1,642385e-02	0,023498	0,698941	0,4846	Tidak signifikan
intercept	2,191854+03	44,23500	49,55021	0,0000	Signifikan
ARIMA(2,0,0)					
Parameter	Estimate	Std_Error	t_value	p_value	Ket
AR1	1,014794	0,025442	39,88632	0,0000	Signifikan
AR2	-0,019428	0,025519	-	0,4465	Tidak signifikan
intercept	2191,855	44,07270	49,73271	0,0000	Signifikan
ARIMA(2,0,1)					
Parameter	Estimate	Std_Error	t_value	p_value	Ket
AR1	0,285467	0,194775	1,465626	0,142954	Tidak signifikan
AR2	0,707160	0,193810	3,648721	0,000272	Signifikan
MA1	0,686952	0,201475	3,409611	0,000667	Signifikan
intercept	2203,6009	48,92864	45,03703	0,000000	Signifikan
ARIMA(1,0,2)					
Parameter	Estimate	Std_Error	t_value	p_value	Ket
AR1	9,942676e-01	0,003287	302,4082	0,000000	Signifikan
MA1	2,103155e-02	0,025684	0,818838	0,413005	Tidak signifikan
MA2	8,721241e-02	0,024434	3,569292	0,000368	Signifikan
intercept	2,202396e+03	42,04268	52,38475	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,0)					
Parameter	Estimate	Std_Error	t_value	p_value	Ket
AR1	1,013032	0,025333	39,98824	0,000000	Signifikan
AR2	0,075408	0,036109	2,088331	0,036931	Signifikan
AR3	-0,093938	0,025413	-	0,000226	Signifikan
intercept	2191,944	37,95251	57,75491	0,000000	Signifikan
ARIMA(1,0,3)					
Parameter	Estimate	Std_Error	t_value	p_value	Ket
AR1	0,994687	0,003496	284,5138	0,000000	Signifikan
MA1	0,020708	0,025656	0,807129	0,419716	Tidak signifikan
MA2	0,087385	0,024389	3,582884	0,000350	Signifikan
MA3	-0,012632	0,025494	-	0,620305	Tidak signifikan
intercept	2210,7154	48,98134	45,13382	0,000000	Signifikan
ARIMA(2,0,3)					
Parameter	Estimate	Std_Error	t_value	p_value	Ket
AR1	6,342209e-01	0,367335	1,726544	0,084450	Tidak signifikan
AR2	3,585293e-01	0,365266	0,981556	0,326472	Tidak signifikan
MA1	3,804365e-01	0,367226	1,035972	0,300378	Tidak signifikan
MA2	9,585190e-02	0,027759	3,452985	0,000569	Signifikan
MA3	8,691222e-03	0,041670	0,208569	0,834812	Tidak signifikan
intercept	2,207771e+03	46,7497	47,22530	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,2)					
Keterangan					
Model tidak layak (standar error tidak terdefinisi)					
ARIMA(3,0,1)					
Parameter	Estimate	Std_Error	t_value	p_value	Ket
AR1	0,809375	0,271208	2,984325	0,002886	Signifikan
AR2	0,280871	0,270034	1,040129	0,298443	Tidak signifikan
AR3	-0,096725	0,025416	-	0,000146	Signifikan
MA1	0,205474	0,272588	0,753791	0,451089	Tidak signifikan
intercept	2195,771	39,04108	56,24259	0,000000	Signifikan

Berdasarkan hasil uji t pada kombinasi model ARIMA, dapat dilihat pada model ARIMA (1,0,0) dan ARIMA(3,0,0) merupakan model yang paling baik karena seluruh parameternya signifikan pada taraf signifikansi 5%.

Uji Diagnostik model ARIMA

Melalui proses signifikansi parameter model ARIMA, diperoleh model ARIMA(1,0,0) dan ARIMA(3,0,0). Tahap selanjutnya adalah menguji apakah residual dari kedua model ARIMA tersebut bersifat acak atau memenuhi asumsi white noise dan berdistribusi normal. Pengujian dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box dan uji Kolmogorov-

Smirnov, dengan taraf signifikansi 5% dan dengan hipotesis:

- Uji white noise
 $H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual bersifat saling bebas)
 $H_1 : \text{minimal ada } 1, \rho_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, k$ (residual bersifat tidak saling bebas)
- Uji normalitas residual
 $H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual data berdistribusi normal)
 $H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual data tidak berdistribusi normal)

Untuk hasil dari pengujian tersebut ditampilkan sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil uji *white noise*

	Statistik	df	p-value	Ket
ARIMA (1,0,0)	38,21541	20	0,008333	Tidak <i>white noise</i>
ARIMA (3,0,0)	24,45325	20	0,223153	<i>White noise</i>

Tabel 7. Hasil uji normalitas residual

	Statistik	p-value	Ket
ARIMA (1,0,0)	0,08468957	4,880318e-10	Tidak normal
ARIMA (3,0,0)	0,08456204	5,216460e-10	Tidak normal

Berdasarkan hasil uji Ljung-Box, terlihat pada model ARIMA(1,0,0) memiliki nilai p-value sebesar 0,008333932, dimana nilai tersebut kurang dari 0,05. Maka model ARIMA(1,0,0) tidak bersifat white noise. Dan juga dapat dilihat nilai p-value pada uji kolmogrov smirnov sebesar 4,880318e-10, dimana nilai tersebut kurang dari 0,05. Maka residual data tidak berdistribusi normal.

Dan untuk model ARIMA(3,0,0) memiliki nilai p-value sebesar 0,223153830, dimana nilai tersebut lebih besar dari 0,05. Maka model ARIMA(3,0,0) bersifat white noise. Tetapi pada uji kolmogrov smirnov, nilai p-value dari model ARIMA(3,0,0) sebesar 5,216460e-10, dimana nilai tersebut kurang dari 0,05. Maka residual data tidak berdistribusi normal.

Ketidaknormalan residual pada data kurs menunjukkan adanya volatilitas yang tidak konstan. Oleh karena itu, model ARIMA(1,0,0) akan dilanjutkan ke tahap analisis selanjutnya.

Menentukan persamaan model ARIMA

Berdasarkan persamaan (6), maka model ARIMA(1,0,0) yang merupakan hasil estimasi dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = 2191,765075 + 0,995537Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Uji Heteroskedastisitas / Uji Efek ARCH pada model ARIMA

Setelah didapatkan model ARIMA, maka dilanjutkan dengan menguji heteroskedastisitas pada model ARIMA tersebut.

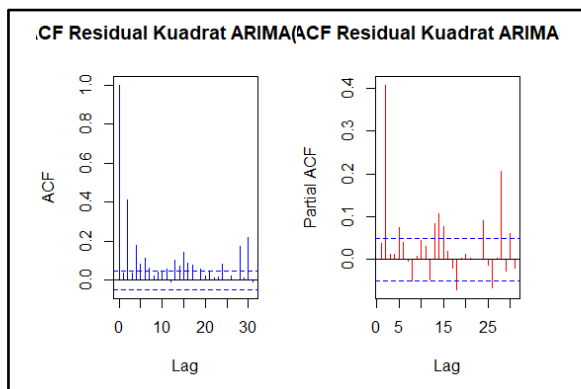
Tabel 8. Hasil uji ARCH-LM pada model ARIMA

Model ARIMA(1,0,0)	
Chi-square =	276,12
df =	12
p-value <	2,2e-16

Berdasarkan hasil Heteroskedasticity Test: ARCH pada Tabel 8, diperoleh nilai p-value dari model ARIMA(1,0,0) yaitu kurang dari $2,2 \times 10^{-16}$, yang lebih kecil dari tingkat signifikansi 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa residual dari model ARIMA(1,0,0) mengandung unsur heteroskedastisitas, atau dengan kata lain varians residual tidak konstan sepanjang waktu.

Identifikasi model ARIMA – GARCH

Gambar 4. Plot ACF dan PACF dari residual kuadrat ARIMA



Berdasarkan plot ACF dari residual model ARIMA(3,0,0) pada periode 01 Januari 2020 hingga 30 November 2025, terlihat adanya lag 1 yang sangat tinggi dan signifikan, dan juga beberapa lag awal yang juga signifikan. Pada plot ACF juga menunjukkan pola *tailing off*, dimana autokorelasi menurun secara perlahan seiring bertambahnya lag. Sedangkan pada plot PACF terlihat ada nya *cut off* pada lag 2 dan 5, dan untuk lag setelahnya itu cenderung mengecil. Hal ini mengindikasikan adanya gejala heteroskedastisitas, sehingga model GARCH layak digunakan. Kandidat model yang dapat dicoba adalah GARCH(1,0), GARCH(0,1), GARCH(1,1), GARCH(1,2), GARCH(2,1), GARCH(2,0), GARCH(0,2), GARCH(2,2), GARCH(1,3), GARCH(2,3), GARCH(3,2), GARCH(3,1), GARCH(3,3), GARCH(3,0), GARCH(0,3).

Estimasi parameter model GARCH

Tabel 9. Hasil estimasi parameter model GARCH

ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,0)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,230777	0,000000	Signifikan
AR1	1,252801	0,000000	Signifikan
AR2	-0,163377	0,000000	Signifikan
AR3	-0,088873	0,001113	Signifikan
α_0	51,940197	0,000000	Signifikan
α_1	0,458779	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(0,1)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1994,66846	0,000000	Signifikan
AR1	1,008132	0,000000	Signifikan
AR2	0,066276	0,021920	Signifikan
AR3	-0,074455	0,003605	Signifikan

α_0	0,051520	0,000000	Signifikan
β_1	0,999000	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,1)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,183157	0,000000	Signifikan
AR1	0,991515	0,000000	Signifikan
AR2	0,012522	0,665026	Tidak signifikan
AR3	-0,002914	0,920386	Tidak signifikan
α_0	8,383023	0,004024	Signifikan
α_1	0,159389	0,000101	Signifikan
β_1	0,736365	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,2)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,166293	0,000000	Signifikan
AR1	0,987728	0,000000	Signifikan
AR2	0,021653	0,447126	Tidak signifikan
AR3	-0,008225	0,775653	Tidak signifikan
α_0	7,295333	0,022736	Signifikan
α_1	0,160552	0,000988	Signifikan
β_1	0,477100	0,000033	Signifikan
β_2	0,270905	0,029165	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,1)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,174240	0,000000	Signifikan
AR1	0,991512	0,000000	Signifikan
AR2	0,012495	0,664301	Tidak signifikan
AR3	-0,002886	0,920848	Tidak signifikan
α_0	8,378366	0,174069	Tidak signifikan
α_1	0,159311	0,000000	Signifikan
α_2	0,000000	1,000000	Tidak signifikan
β_1	0,736501	0,000006	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,0)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,154394	0,000000	Signifikan
AR1	0,992723	0,000000	Signifikan
AR2	0,028878	0,335664	Tidak signifikan
AR3	-0,020582	0,491008	Tidak signifikan
α_0	45,328956	0,000000	Signifikan
α_1	0,247571	0,000000	Signifikan
α_2	0,190336	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,2)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1994,683297	0,000000	Signifikan
AR1	1,014743	0,000000	Signifikan
AR2	0,075471	0,035830	Signifikan
AR3	-0,090391	0,000369	Signifikan
α_0	6,951252	0,091788	Tidak signifikan
β_1	0,913830	0,000000	Signifikan
β_2	0,000866	0,952105	Tidak signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,2)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,151747	0,000000	Signifikan
AR1	0,987734	0,000000	Signifikan

Penerapan Model ARIMA-GARCH Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Mata Uang Cina (Yuan)

d'Cartesian: Jurnal Matematika dan Aplikasi, Vol.15, No.1, (Maret 2026): 8-18

AR2	0,021646	0,441395	Tidak signifikan
AR3	-0,008225	0,772831	Tidak signifikan
α_0	7,298042	0,003218	Signifikan
α_1	0,160626	0,000201	Signifikan
α_2	0,000001	0,999990	Tidak signifikan
β_1	0,477033	0,025935	Signifikan
β_2	0,270876	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,3)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,148109	0,000000	Signifikan
AR1	0,977783	0,000000	Signifikan
AR2	0,039960	0,152149	Tidak signifikan
AR3	-0,016617	0,561549	Tidak signifikan
α_0	6,649594	0,002680	Signifikan
α_1	0,177391	0,000001	Signifikan
β_1	0,197287	0,046944	Signifikan
β_2	0,062246	0,374414	Tidak signifikan
β_3	0,478831	0,000081	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,143018	0,000000	Signifikan
AR1	0,978921	0,000000	Signifikan
AR2	0,030553	0,270014	Tidak signifikan
AR3	-0,008315	0,769499	Tidak signifikan
α_0	8,714503	0,0019049	Signifikan
α_1	0,173557	0,000003	Signifikan
α_2	0,045275	0,000000	Signifikan
β_1	0,000000	0,999998	Tidak signifikan
β_2	0,105485	0,035404	Signifikan
β_3	0,564438	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(3,2)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,155761	0,000000	Signifikan
AR1	0,987746	0,000000	Signifikan
AR2	0,021639	0,441634	Tidak signifikan
AR3	-0,008229	0,772744	Tidak signifikan
α_0	7,301000	0,000048	Signifikan
α_1	0,160616	0,111210	Tidak signifikan
α_2	0,000000	1,000000	Tidak signifikan
α_3	0,000000	1,000000	Tidak signifikan
β_1	0,477078	0,588546	Tidak signifikan
β_2	0,270791	0,770580	Tidak signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(3,1)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,178461	0,000000	Signifikan
AR1	0,991523	0,000000	Signifikan
AR2	0,012500	0,667552	Tidak signifikan
AR3	-0,002901	0,921236	Tidak signifikan

α_0	8,389137	0,012924	Signifikan
α_1	0,159462	0,000000	Signifikan
α_2	0,000000	1,000000	Tidak signifikan
α_3	0,000000	0,999999	Tidak signifikan
β_1	0,736228	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(3,3)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,154748	0,000000	Signifikan
AR1	0,978924	0,000000	Signifikan
AR2	0,030529	0,272690	Tidak signifikan
AR3	-0,008294	0,771152	Tidak signifikan
α_0	8,722955	0,007787	Signifikan
α_1	0,173630	0,000004	Signifikan
α_2	0,045307	0,000000	Signifikan
α_3	0,000000	0,999999	Tidak signifikan
β_1	0,000000	0,999998	Tidak signifikan
β_2	0,105472	0,342778	Tidak signifikan
β_3	0,564240	0,000000	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(3,0)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1995,118693	0,000000	Signifikan
AR1	1,002142	0,000000	Signifikan
AR2	0,021112	0,468598	Tidak signifikan
AR3	-0,022120	0,442514	Tidak signifikan
α_0	41,522330	0,000000	Signifikan
α_1	0,247106	0,000000	Signifikan
α_2	0,178676	0,000000	Signifikan
α_3	0,072758	0,002769	Signifikan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(0,3)			
Parameter	Estimate	p-value	Ket
μ	1994,671187	0,000000	Signifikan
AR1	1,007982	0,000000	Signifikan
AR2	0,066681	0,013548	Signifikan
AR3	-0,074683	0,003523	Signifikan
α_0	0,019900	0,000000	Signifikan
β_1	0,000051	0,985114	Tidak signifikan
β_2	0,611370	0,000000	Signifikan
β_3	0,837580	0,000000	Signifikan

Berdasarkan Tabel 12 dapat dilihat bahwa model GARCH yang memiliki parameter yang signifikan adalah model GARCH(1,0) dan GARCH(0,1).

Tabel 10. Model-model GARCH

Model	AIC	Model	BIC
ARIMA (3,0,0)-GARCH (2,3)	7.028630	ARIMA (3,0,0)-GARCH (1,3)	7.061499
ARIMA (3,0,0)-GARCH (3,3)	7.029926	ARIMA (3,0,0)-GARCH (1,1)	7.061559
ARIMA (3,0,0)-GARCH (1,3)	7.030343	ARIMA (3,0,0)-GARCH (1,2)	7.063167

ARIMA (3,0,0)-GARCH (1,2)	7.035473	ARIMA (3,0,0)-GARCH (2,3)	7.063248
ARIMA (3,0,0)-GARCH (2,2)	7.036769	ARIMA (3,0,0)-GARCH (2,1)	7.066317
ARIMA (3,0,0)-GARCH (1,1)	7.037327	ARIMA (3,0,0)-GARCH (2,2)	7.067925
ARIMA (3,0,0)-GARCH (3,2)	7.038065	ARIMA (3,0,0)-GARCH (3,3)	7.068006
ARIMA (3,0,0)-GARCH (2,1)	7.038623	ARIMA (3,0,0)-GARCH (3,1)	7.071075
ARIMA (3,0,0)-GARCH (3,1)	7.039919	ARIMA (3,0,0)-GARCH (3,2)	7.072682
ARIMA (3,0,0)-GARCH (3,0)	7.056640	ARIMA (3,0,0)-GARCH (3,0)	7.084334
ARIMA (3,0,0)-GARCH (2,0)	7.061227	ARIMA (3,0,0)-GARCH (2,0)	7.085459
ARIMA (3,0,0)-GARCH (1,0)	7.153166	ARIMA (3,0,0)-GARCH (1,0)	7.173936
ARIMA (3,0,0)-GARCH (0,1)	7.218878	ARIMA (3,0,0)-GARCH (0,1)	7.239648
ARIMA (3,0,0)-GARCH (0,3)	7.221347	ARIMA (3,0,0)-GARCH (0,3)	7.249041
ARIMA (3,0,0)-GARCH (0,2)	7.242549	ARIMA (3,0,0)-GARCH (0,2)	7.266781

Berdasarkan Tabel 10 dapat dilihat bahwa model yang memiliki nilai AIC paling kecil adalah model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3) dengan nilai sebesar 7,028630 dan model yang memiliki nilai BIC paling kecil adalah model ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,3) dengan nilai sebesar 7,061499, maka model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3) dipilih sebagai model terbaik karena memberikan informasi lebih efisien dan mengindikasikan kecocokan model yang lebih baik terhadap data.

Evaluasi model GARCH

Selanjutnya dilakukan pengujian ARCH-LM guna memastikan apakah data nilai tukar Rupiah terhadap mata uang Cina (Yuan) masih menunjukkan adanya unsur heteroskedastiditas.

Tabel 11. Hasil uji ARCH-LM pada model GARCH

Model	p-value	Keterangan
ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,0)	0,000000	Masih ada efek ARCH
ARIMA(3,0,0)-GARCH(0,1)	0,000000	Masih ada efek ARCH
ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,3)	0,871022	Tidak ada efek ARCH
ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3)	0,953692	Tidak ada efek ARCH

Dari hasil pengujian kembali uji ARCH-LM pada residual yang di standarisasi untuk model ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,0) dan ARIMA(3,0,0)-GARCH(0,1) memiliki nilai p-value < 0,05, maka kedua model tersebut masih memiliki efek ARCH sehingga tidak dapat digunakan untuk peramalan. Model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3) memiliki nilai p-value > 0,05 dengan nilai 0,953692. Hal ini menunjukkan bahwa pada model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3) sudah tidak memiliki unsur heteroskedastisitas sehingga dapat dilakukan peramalan.

Menentukan persamaan model ARIMA – GARCH

Diperoleh persamaan model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3) sebagai berikut:

$$Y_t = 1995,143018 + 0,978921Y_{t-1} + 0,030553Y_{t-2} - 0,008315Y_{t-3} + \epsilon_t$$

Dengan

$$\sigma_t^2 = 8,714503 + 0,173557\epsilon_{t-1}^2 + 0,045275\epsilon_{t-2}^2 + 0,000000\sigma_{t-1}^2 + 0,105485\sigma_{t-2}^2 + 0,564438\sigma_{t-3}^2$$

Peramalan (Forecasting)

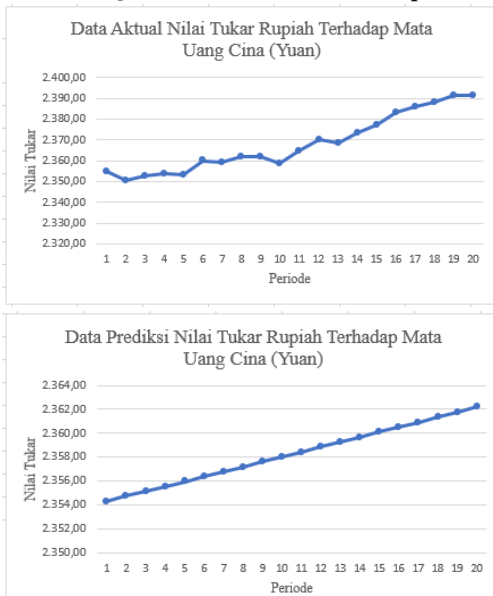
Tahap akhir dari penelitian ini adalah melakukan peramalan. Hasil prediksi nilai tukar Rupiah terhadap mata uang Cina (Yuan) untuk periode 01 Desember 2025 hingga 26 Desember 2025 disajikan pada tabel berikut:

Tabel 12. Data aktual dan data prediksi

Tanggal	ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3)			ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,3)		
	Data Aktual	Data Prediksi	(Y _t - Ŷ _t) ²	Data Aktual	Data Prediksi	(Y _t - Ŷ _t) ²
01/12/2025	2.355,15	2.354,28	0,76	2.355,15	2.354,23	0,85
02/12/2025	2.350,48	2.354,72	17,98	2.350,48	2.354,69	17,72
03/12/2025	2.352,85	2.355,13	5,20	2.352,85	2.355,08	4,97
04/12/2025	2.353,76	2.355,54	3,17	2.353,76	2.355,49	2,99
05/12/2025	2.353,51	2.355,95	5,95	2.353,51	2.355,89	5,66
08/12/2025	2.360,11	2.356,36	14,06	2.360,11	2.356,29	14,59
09/12/2025	2.359,28	2.356,77	6,30	2.359,28	2.356,70	6,66
10/12/2025	2.361,77	2.357,19	20,98	2.361,77	2.357,10	21,81
11/12/2025	2.361,84	2.357,60	17,98	2.361,84	2.357,51	18,75
12/12/2025	2.358,56	2.358,02	0,29	2.358,56	2.357,91	0,42
15/12/2025	2.364,60	2.358,43	38,07	2.364,60	2.358,32	39,44
16/12/2025	2.370,04	2.358,85	125,22	2.370,04	2.358,72	128,14
17/12/2025	2.368,77	2.359,26	90,44	2.368,77	2.359,13	92,93

18/12/2025	2.373,70	2.359,68	196,56	2.373,70	2.359,54	200,51
19/12/2025	2.377,49	2.360,09	302,76	2.377,49	2.359,95	307,65
22/12/2025	2.383,11	2.360,51	510,76	2.383,11	2.360,35	518,02
23/12/2025	2.386,00	2.360,93	628,50	2.386,00	2.360,76	637,06
24/12/2025	2.388,49	2.361,35	736,58	2.388,49	2.361,17	746,38
25/12/2025	2.391,56	2.361,77	887,44	2.391,56	2.361,58	898,80
26/12/2025	2.391,28	2.362,19	846,23	2.391,28	2.361,99	857,90
	$\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$		4.455,23	$\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$		4.521,26

Gambar 5. Plot data actual dan data prediksi



Pada Tabel 12 dan juga pada Gambar 5 terlihat bahwa model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3) mampu memprediksi dengan cukup baik dari tanggal 01 Desember 2025 hingga 26 Desember 2025, dimana nilai prediksi mendekati nilai aktual. Namun, memasuki pertengahan hingga akhir periode (mulai dari tanggal 15-26 Desember 2025), terlihat bahwa nilai aktual meningkat lebih cepat dibandingkan nilai prediksi. Hal ini menunjukkan adanya kecenderungan bias negatif, dimana model cenderung memprediksi nilai yang lebih rendah dibandingkan nilai aktual ketika terjadi kenaikan yang lebih kuat.

Validasi model

Setelah melakukan forecasting, akan dilakukan validasi model. Dimana semakin kecil nilai validasi, maka semakin baik model dalam mengikuti data aktual. Pada tahap validasi model, digunakan 2 model yang berbeda yaitu model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3) dan model ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,3), seperti yang dapat dilihat pada Tabel 12.

Tabel 13. Nilai validasi model

Model	Validasi (V)
ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3)	4.455,23
ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,3)	4.521,26

Berdasarkan hasil perhitungan validasi model, diperoleh nilai Validasi (V) sebesar 4.455,23 pada model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3). Nilai tersebut menunjukkan total jumlah kuadrat kesalahan antara data aktual dan data prediksi selama periode pengujian. Nilai validasi pada model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3) menunjukkan nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan nilai validasi dari model ARIMA(3,0,0)-GARCH(1,3). Hasil tersebut mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengikuti pola pergerakan data aktual.

Mengecek ketepatan model berdasarkan nilai MAPE

Selanjutnya akan dicek ketepatan model berdasarkan nilai MAPE.

Tabel 14. Nilai MAPE

Model	MAPE
ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3)	0,4603592

Berdasarkan hasil perhitungan nilai MAPE, diperoleh nilai MAPE sebesar 0,4603592%, hal ini menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan peramalan hanya sebesar 0,4603592% dari nilai aktual. Nilai MAPE tersebut menunjukkan bahwa model ARIMA(3,0,0)-GARCH(2,3) memiliki tingkat akurasi yang sangat baik.

4. PENUTUP Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, model terbaik untuk meramalkan nilai tukar Rupiah terhadap mata uang Cina (Yuan) Adalah ARIMA (3,0,0) – GARCH (2,3). Model tersebut digunakan untuk memprediksi nilai tukar pada periode 01 Desember 2025 hingga 26 Desember 2025 dengan hasil prediksi berada pada kisaran 2.354,28 hingga 2.362,19. Hasil ini menunjukkan bahwa model ARIMA – GARCH mampu memberikan prediksi yang cukup baik terhadap pergerakan nilai tukar Rupiah terhadap mata uang Cina (Yuan) pada periode pengujian.

REFERENSI

- [1] Meilania, G. T., Septiani, A. V., Erianti, E., Notodiputro, K. A., & Angraini, Y. (2024). Pemodelan ARIMA-GARCH dalam Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Yen dengan Masalah Keheterogenan Ragam. *Ekonomis: Journal of Economics and Business*, 8(1), 165–180. <https://doi.org/10.33087/ekonomis.v8i1.1294>
- [2] Beeg, F. A., Paendong, M. S., & Mananohas, M. L. (2024). Penerapan Model Arima-Garch Untuk Peramalan Harga Emas Dunia. *D'Cartesian: Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, 13(2), 73–79. <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian>
- [3] Pani Desvina, A., & 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).
- [4] Maharani, N. S., Angraini, Y., & Rahmawan, M. A. (2023). Aplikasi Model ARIMA GARCH Dalam Peramalan Data Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Tahun 2017-2022. *Jurnal Matematika, Sains, Dan Teknologi*, 24(1), 37–50.

- [5] Syaifudin, M. F. (2023). Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Yuan China Dalam Perdagangan Bilateral Indonesia dan China. [Skripsi]. Fakultas Ekonomi, Universitas TIDAR.
- [6] Talumewo, S., Nainggolan, N., & Langi, Y. A. R. (2023). Penerapan Model ARIMA-GARCH Untuk Peramalan Harga Saham PT Adhi Karya (Persero) Tbk (ADHI.JK). *D'Cartesian: Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, 2(2), 56–61. <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian>
- [7] Irwan, Christina. (2023). Penerapan Metode ARIMA Dalam Memprediksi Volume Pemakaian Air Bersih di Kota Manado [Skripsi]. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sam Ratulangi, Manado
- [8] Mokorimban, F. E., Nainggolan, N., & Langi, Y. A. R. (2021). Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam Model Intervensi Fungsi Step terhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado. *D'Cartesian: Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, 10(2), 91–99. <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian>
- [9] Yolanda, N. B., Nainggolan, N., & Komalig, H. A. H. (2017). Penerapan Model ARIMA-GARCH Untuk Memprediksi Harga Saham Bank BRI. *Jurnal MIPA UNSRAT Online*, 6(2), 92–96.
- [10] Sulistyowati, U., Tarno, & Hoyyi, A. (2015). Pemodelan Kurs Mata Uang Rupiah Terhadap Dollar Amerika Menggunakan Metode GARCH ASIMETRIS. *JURNAL GAUSSIAN*, 4(1), 151–160. <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian>

Anastasya Sahema Puken

anastasyapuken103@student.unsrat.ac.id



Lahir di Nabire, Papua Tengah pada tanggal 09 April 2004. Menempuh pendidikan tinggi Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Sam Ratulangi Manado. Tahun 2026 adalah tahun terakhir ia menempuh studi. Makalah ini merupakan hasil penelitian skripsinya yang dipublikasikan.

Djoni Hatidja (dhatidja@unsrat.ac.id)



Lahir di Minahasa Tenggara pada tanggal 16 Juli 1969. Pada tahun 1994 mendapatkan gelar Sarjana Sains (S.Si) yang diperoleh dari Institut Pertanian Bogor. Gelar Magister Sains diperoleh dari Institut Pertanian Bogor pada tahun 2000. Menjadi Dosen di Universitas Sam Ratulangi Manado di Program Studi Matematika sebagai pengajar

akademik tetap UNSRAT.

Jullia Titaley (july_titaley@unsrat.ac.id)



Lahir di Ambon tanggal 18 Juli 1972. Pada tahun 1996 memperoleh gelar Sarjana di Program Studi Pendidikan Matematika, Universitas Pattimura Ambon. Gelar Magister Sains diperoleh dari Universitas Gajah Mada pada tahun 2001. Menjadi Dosen di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu

Pengetahuan Alam, Universitas Sam Ratulangi Manado sejak tahun 2000 sampai sekarang.