

Prediksi Harga Kurs Jual Dollar Menggunakan Data Harian Dengan Metode ARIMA-GARCH

Kanaya Dea Thalita Akhmad¹, Dede Masita², M. Akbar Resdika³, Muhammad Fahrul Aditya⁴

1. Program Studi Sains Data, Institut Teknologi Sumatera. Email : kanaya.121450001@student.itera.ac.id
2. Program Studi Sains Data, Institut Teknologi Sumatera. Email : dede.121450007@student.itera.ac.id
3. Program Studi Sains Data, Institut Teknologi Sumatera. Email : akbar.121450066@student.itera.ac.id
4. Program Studi Sains Data, Institut Teknologi Sumatera. Email : muhammad.121450156@student.itera.ac.id

ABSTRAK

Laporan ini menyajikan penelitian tentang prediksi harga kurs jual dollar menggunakan data harian dengan menerapkan metode ARIMA-GARCH. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediktif yang dapat memberikan perkiraan akurat terkait fluktuasi harga dollar dalam jangka waktu harian. Metode ARIMA-GARCH digunakan untuk menggabungkan keunggulan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam menangani tren dan siklus dengan model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) yang efektif dalam mengatasi volatilitas yang berubah-ubah. Data harian kurs jual dollar menjadi dasar analisis untuk memperoleh parameter optimal dan melakukan validasi model. Hasil prediksi diharapkan dapat memberikan pandangan yang lebih akurat terhadap perubahan harga kurs jual dollar, mendukung pengambilan keputusan di bidang keuangan, perdagangan internasional, dan perencanaan strategis lainnya. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam mengoptimalkan alat prediksi dalam konteks pasar mata uang, memungkinkan para pemangku kepentingan untuk mengambil keputusan yang lebih informasional dan tepat waktu.

Keywords: kurs, ARIMA, GARCH

PENDAHULUAN

Kurs jual Rupiah mengacu pada nilai tukar mata uang Rupiah terhadap mata uang asing yang digunakan dalam konteks transaksi jual. Kestabilan nilai tukar mata uang domestik terhadap mata uang asing merupakan hal yang penting bagi suatu negara karena dapat mempengaruhi berbagai aspek perekonomian, negara-negara selalu

berupaya menjaga stabilitas nilai tukarnya dengan memantau faktor-faktor yang dapat menyebabkan ketidakstabilan nilai tukar [1]. Dalam sistem keuangan global, kurs jual ini menjadi parameter penting yang mencerminkan seberapa banyak Rupiah yang diperlukan untuk mendapatkan satu unit mata uang asing. Kurs jual biasanya dinyatakan dalam bentuk perbandingan, misalnya, berapa banyak Rupiah yang diperlukan untuk membeli satu Dolar AS. Faktor-faktor ekonomi, politik, dan perbedaan suku bunga antar negara dapat mempengaruhi fluktuasi kurs jual Rupiah. Pada umumnya, apabila kurs jual Rupiah naik, hal tersebut menunjukkan pelemahan Rupiah terhadap mata uang asing, sementara penurunan kurs jual menunjukkan penguatan Rupiah. Pemahaman terhadap kurs jual Rupiah penting bagi pelaku bisnis, investor, dan masyarakat umum untuk mengambil keputusan yang tepat terkait perdagangan internasional, investasi, dan transaksi keuangan lainnya.

Peramalan GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) dapat diaplikasikan secara efektif dalam meramalkan penjualan kurs Rupiah di bank di Indonesia, khususnya dengan memanfaatkan data harian. Model GARCH memberikan kemampuan untuk menangkap volatilitas yang bervariasi dari waktu ke waktu, sehingga lebih cocok untuk meramalkan perubahan kurs mata uang yang cenderung fluktuatif. Dalam konteks ini, langkah pertama adalah mengumpulkan data historis harian mengenai kurs Rupiah terhadap mata uang tertentu, misalnya Dolar AS. Setelah itu, model GARCH dapat diterapkan untuk mengidentifikasi dan memodelkan pola volatilitas dalam data tersebut. Model GARCH akan memperhitungkan efek heteroskedastisitas kondisional, di mana volatilitas pada satu periode waktu bergantung pada informasi volatilitas sebelumnya.

MATERIAL

Dalam penelitian ini, menggunakan dataset “kurs” yang berasal dari data Bank Indonesia. Data ini mencakup rentang waktu 4 Januari 2021 hingga 31 Agustus 2023, dengan total 658 data. Data kurs ini dikategorikan sebagai data harian, karena datanya dikumpulkan setiap hari. Dalam penelitian ini, data harian memiliki keunggulan yaitu, data harian dapat memberikan gambaran yang lebih akurat tentang pergerakan nilai tukar, mampu menganalisis volatilitas nilai tukar secara lebih detail. Serta mempermudah dalam memprediksi pergerakan nilai tukar dalam jangka pendek. Data ini akan digunakan untuk menganalisis pergerakan nilai tukar rupiah dalam 30 hari kedepan. Data akan dianalisis dengan menggunakan alat bantu software yaitu Rstudio.

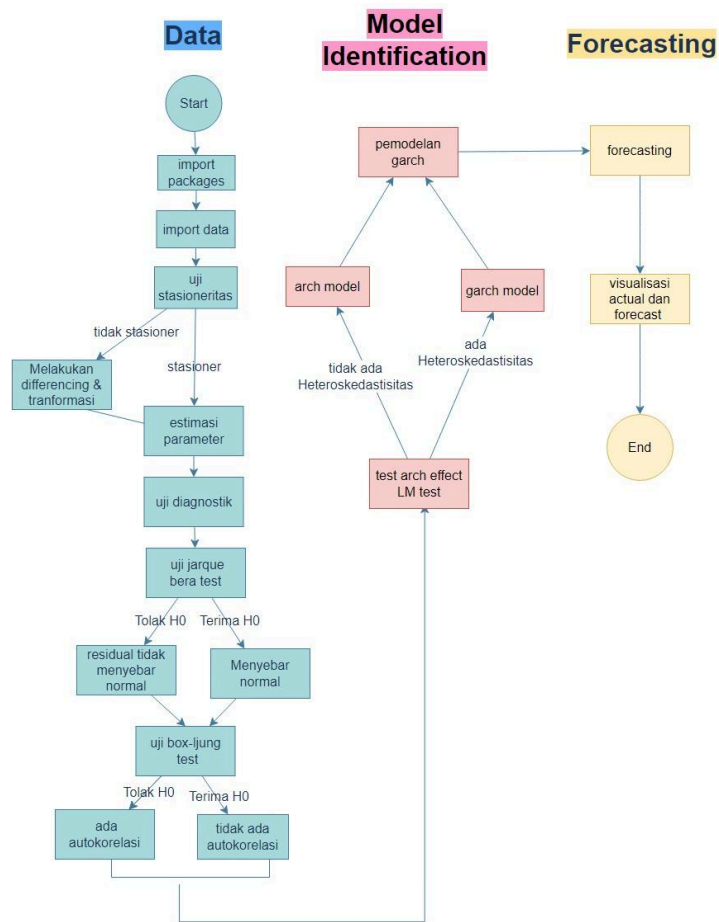
NO.	Tanggal	Kurs Jual
1.	8/31/2023 12:00:00 AM	15315.19
2.	8/30/2023 12:00:00 AM	15339.32

3.	8/29/2023 12:00:00 AM	15370.47
4.	8/28/2023 12:00:00 AM	15373.49
5.	8/25/2023 12:00:00 AM	15329.26

Tabel 1. Menampilkan 5 data teratas dari dataset KURS

METODE

- Flowchart penelitian



Gambar 1. Flowchart penelitian

- Uji Stasioneritas

Tahap identifikasi pemodelan dilakukan pemilihan model yang cocok berdasarkan pengujian stasioneritas terlebih dahulu, dapat dinyatakan dalam bentuk :

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{j=1}^p (\delta_j \Delta Y_{t-j}) + e_t$$

Gambar 2. Persamaan uji stasioneritas

Y_t = Variabel yang diamati selama periode t

Y_{t-1} = Variabel yang diamati selama satu periode sebelumnya

α = Konstanta intersep atau drift

β = Koefisien tren

γ = Koefisien yang merepresentasikan akar proses

δ_j = Koefisien variabel lag Y

p = Panjangnya lag

e_t = error terms

(Rifqi 2023) Uji stasioneritas digunakan untuk menentukan apakah suatu data deret waktu termasuk dalam kategori stasioner atau tidak. Data deret waktu dianggap stasioner jika memiliki rata-rata, varians, dan distribusi yang konstan dari waktu ke waktu.

Hipotesis nol menyatakan bahwa $\gamma = 0$, yang berarti bahwa Y_t memiliki unit root. Jika suatu variabel memiliki unit root, maka data variabel tersebut dapat disimpulkan tidak stabil atau tidak stasioner.

- **Uji Normalitas**

Salah satu asumsi penting yang digunakan dalam statistika adalah data yang berdistribusi normal. Untuk memastikan bahwa data diuji dengan benar, alat analisis seperti metode Jarque Bera dapat digunakan. Metode ini digunakan untuk mengevaluasi apakah data yang diuji berdistribusi secara normal. Uji ini membandingkan perbedaan skewness dan kurtosis data dengan apa yang diharapkan dari distribusi normal. Dalam metode ini, rumus yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$JB = \frac{N}{6} \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right)$$

Gambar 3. Persamaan uji normalitas

S = Skewness

K = Kurtosis

N = banyaknya koefisien yang digunakan dalam persamaan

Dalam menguji normalitas data, hipotesis nol menyatakan bahwa data memiliki distribusi normal, sedangkan hipotesis alternatif menyatakan bahwa data tidak berdistribusi normal. Dalam hal ini, nilai p-value yang lebih kecil dari tingkat signifikansi menunjukkan bahwa hipotesis nol harus ditolak. Artinya, data tidak berdistribusi normal.

- **ARIMA**

Model ARIMA menggunakan kombinasi dari autoregresi (AR) dan rata-rata bergerak (MA) untuk menggambarkan pola deret waktu. Adapun persamaan model :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a$$

$$y(\theta) = \sum_{j=0}^2 \beta_j(\theta)x^j + \sum_{k=1}^r \beta_{2+k}(\theta)(x - K_k)^2$$

Gambar 4. Persamaan ARIMA

Yang mana :

$\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_p$ = variable-variabel positif

ε_t = variable random dimana mean nol varian σ^2 ditandai dengan kondisional $f_t(\varepsilon)$.

- **GARCH**

Autoregresi Heteroskedasitas Kondisional Tergeneralisasi (GARCH) diperluas oleh Bollerslev (1987) untuk memungkinkan varians kondisional mengikuti proses ARMA yang dapat dinyatakan sebagai

$$\begin{aligned} a_t &= \sigma_t \varepsilon_t, \text{ and} \\ \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m a_{t-m}^2 \\ &\quad + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_r \sigma_{t-r}^2 \end{aligned}$$

where

$$\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0, \text{ and}$$

$$\sum_{i=1}^{\max(m, r)} (\alpha_i + \beta_i) < 1$$

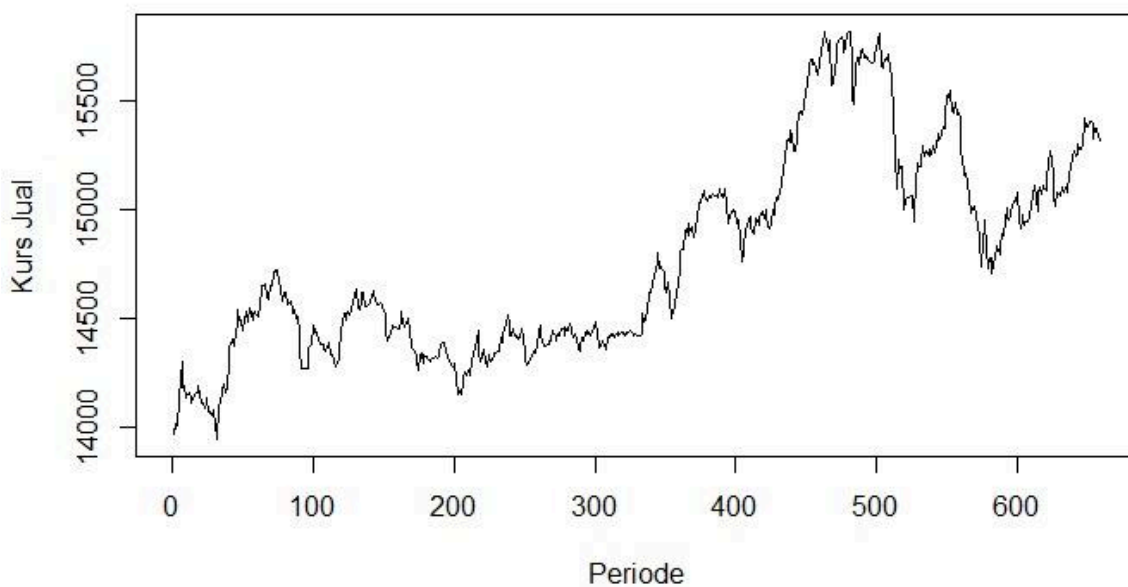
Gambar 5. Persamaan GARCH

Model di atas akan sama dengan persamaan (3) jika r sama dengan nol. Persamaan (4) menunjukkan bahwa meskipun varians kondisional terjadi dari waktu ke waktu, $\alpha_i + \beta_i < 1$ memastikan bahwa varians tak bersyarat σ^2 adalah berhingga.

PEMBAHASAN

1. Membuat Plot Data

Dalam dataset yang digunakan pada penelitian kali ini menggunakan dataset dengan parameter utama tanggal dan jumlah kurs penjualan dollar. Dataset diambil datanya pada rentang waktu 4 Januari 2023 hingga 8 Agustus 2023, plot series dari data sebagai berikut.



Gambar 6. Grafik Kurs Jual terhadap periode waktu data harian

2. Uji Stasioneritas

Dalam sebuah dataset diperlukan adanya uji stasioneritas. Yang mana pada hakikatnya data tersebut akan dilihat rerata dan varian harus konstan sepanjang waktu dan antara runtut dua data tergantung pada kelambanan dua periode waktu atau tidak (Winarno, 2019)

Augmented Dickey-Fuller Test

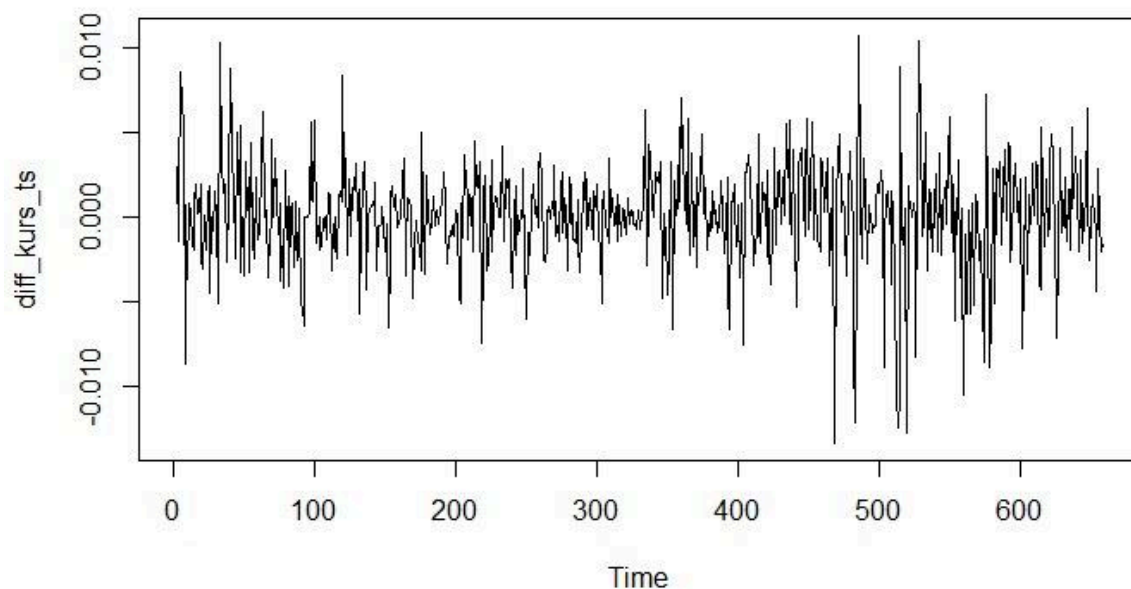
```
data: kurs_ts  
Dickey-Fuller = -2.4327, Lag order  
= 8, p-value = 0.3952  
alternative hypothesis: stationary
```

Gambar 7. Uji ADF

Setelah dilakukan uji ADF didapatkan output didapatkan output nilai statistik ini digunakan untuk membandingkan dengan nilai kritis dari distribusi nol untuk menentukan apakah hipotesis nol dapat ditolak. Semakin rendah (lebih negatif) nilai statistik ADF, semakin kuat bukti untuk menolak hipotesis nol. Hasil yang ditampilkan pada output ADF Terlihat bahwa nilai adalah 0.3952 atau dapat dikatakan p value > dari alpha 0.05 maka terima H_0 yang artinya data belum stasioner dalam nilai tengah dan ragam.

3. Differencing dan Transformasi

Menurut (Fajar, 2023) data yang tidak stasioner perlu dilakukan differencing dan transformasi agar dapat digunakan dalam model ARIMA. Dari perlakuan differencing sendiri dilakukan untuk menstasionerkan terhadap rata-rata data dan transformasi untuk menstasionerkan data terhadap variansnya.



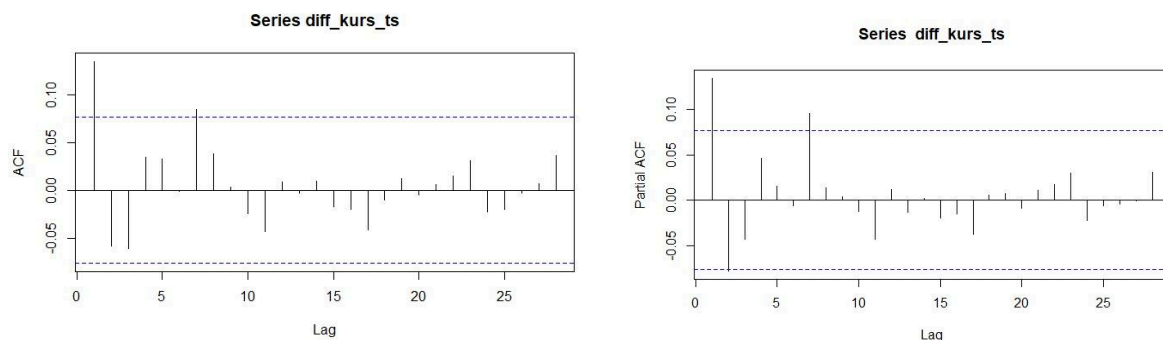
Gambar 8. Plot setelah Differencing dan Transformasi

Dari plot diatas, dapat dilihat setelah melakukan differencing dan transformasi, plot yang dihasilkan menunjukkan bahwa rata-rata dan variasi sudah stabil pada garis 0. Meski demikian, uji stasioner diperlukan untuk memastikan bahwa data sudah benar-benar stasioner.

4. Uji Stasioneritas setelah Differencing

- Uji stasioner ACF-PACF

Uji stasioner menggunakan fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) untuk menganalisis pola autokorelasi data.



Gambar 9 - Gambar 10. Plot ACF-PACF setelah Differencing dan Transformasi

Analisis Plot ACF dan PACF terlihat bahwa kedua plot menunjukkan adanya garis vertikal di lag tertentu yang melebihi tinggi garis biru horizontal. Ini mengindikasikan adanya autokorelasi pada model, sesuai dengan hasil yang ditunjukkan kedua plot tersebut.

- Uji stasioner ADF

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: kurs_ts
Dickey-Fuller = -2.4327, Lag order
= 8, p-value = 0.3952
alternative hypothesis: stationary
```

Gambar 11. Uji Stasioner ADF

Dalam output ADF, nilai yang terlihat adalah 0,01 , yang berarti $p\text{-value} < \alpha 0,05$. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa H_0 ditolak, yang berarti data stasioner dalam nilai tengah dan ragam.

5. Estimasi Parameter ARIMA

Dalam tahap ini lakukan pembuatan model ARIMA yang menggunakan eacf berdasarkan nilai AR dan MA. Matriks kandidat fungsi eacf menampilkan nilai-nilai autokorelasi fungsi autokorelasi parsial (eacf) untuk berbagai lag. Matriks ini dapat digunakan untuk menentukan model ARIMA yang sesuai untuk data deret waktu. Outputnya adalah model ARIMA dengan jumlah autoregressive dan moving average yang sesuai dengan pola autokorelasi eacf.

AR/MA														
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
0	x	o	o	o	o	o	x	o	o	o	o	o	o	o
1	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
2	x	x	o	o	o	o	x	o	o	o	o	o	o	o
3	x	x	x	o	o	o	x	o	o	o	o	o	o	o
4	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
5	x	o	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o
6	o	x	x	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o
7	x	o	x	x	x	x	o	x	o	o	o	o	o	o

Gambar 12. Matriks eacf.

Lakukan pemilihan model ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil dari model model ARIMA yang telah dipilih sebelumnya

Model	AIC
ARIMA(3, 1, 3)	-5729.547
ARIMA(0, 1, 1)	-5719.504
ARIMA(1, 1, 4)	-5729.472
ARIMA(1, 1, 3)	-5729.210

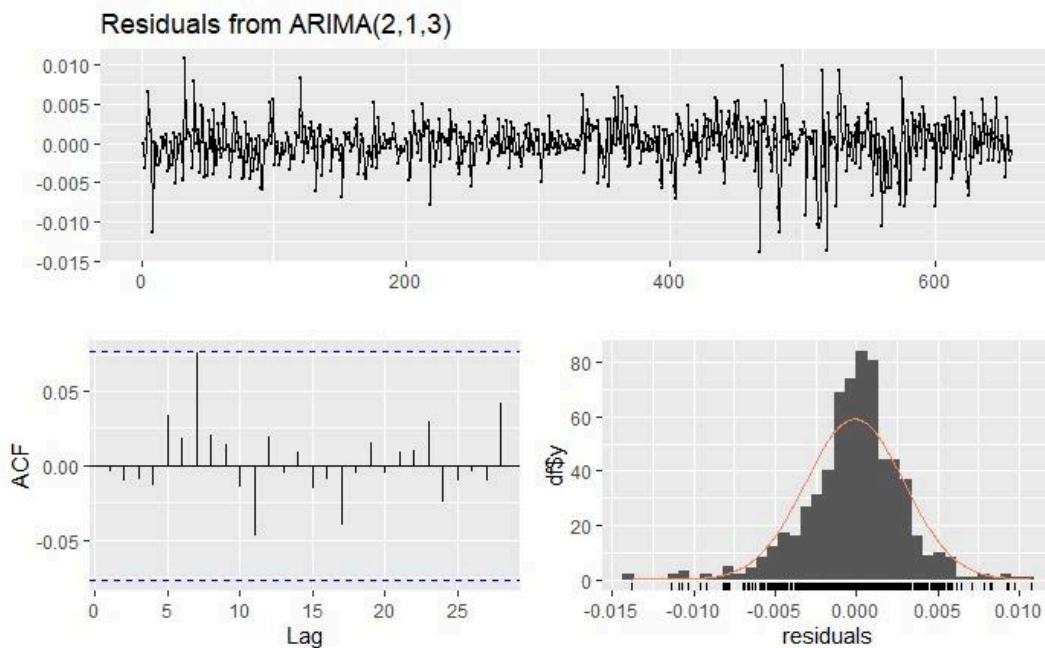
Tabel 2. AIC model ARIMA.

Menurut (Rifqi-dkk 2023) Dalam menganalisa deret waktu, model ARIMA yang paling baik adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil. AIC sendiri merupakan singkatan dari Akaike Information Criterion, yaitu kriteria informasi yang digunakan untuk mengevaluasi model statistik. Untuk menghitung nilai AIC, perlu memperhitungkan

jumlah parameter dalam model, varians residual, dan jumlah observasi. Sehingga model yang terbaik berdasarkan akurasi adalah model ARIMA (3,1,3).

6. Uji Diagnostik

Sebelum melakukan pemodelan GARCH, perlu dilakukan uji diagnostik pada analisa residual. Uji diagnostik digunakan untuk mengevaluasi asumsi-asumsi yang menjadi dasar dalam model GARCH. (Rifqi-dkk 2023)

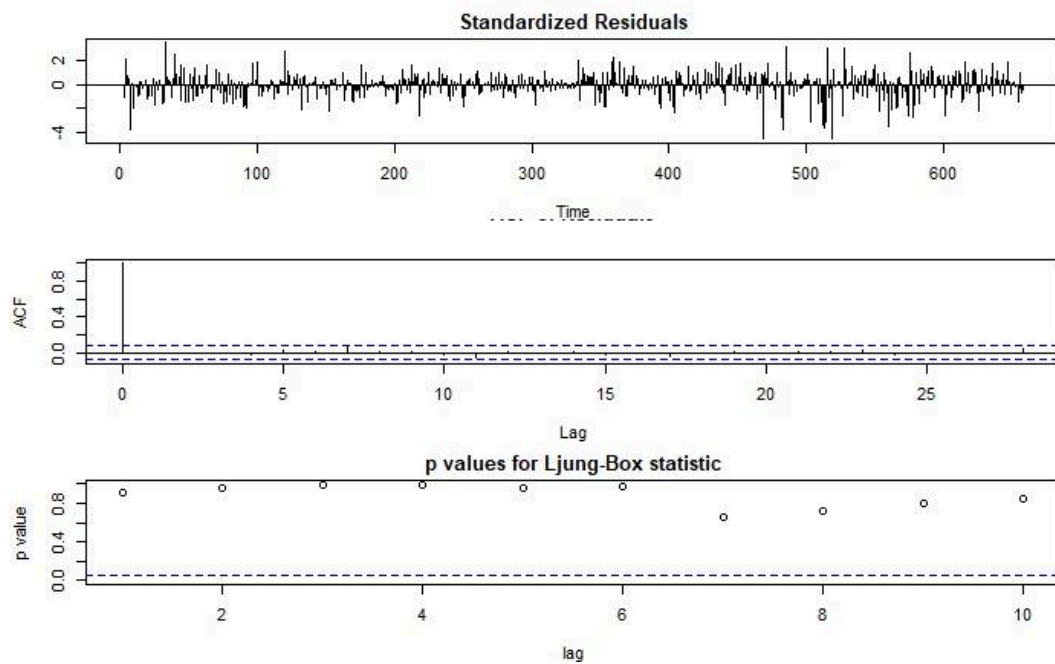


Gambar 13. Hasil Uji Diagnostik.

Dapat dilihat pada grafik residual dari ARIMA (3, 1, 3) rentang nilai titik magnitudnya lebih dari 3 dan lebih dari -3 (sesuatu yang tidak biasa dalam distribusi normal baku) maka kita perlu lakukan model tentatif untuk memodifikasi atau standarized residuals dari model ARIMA

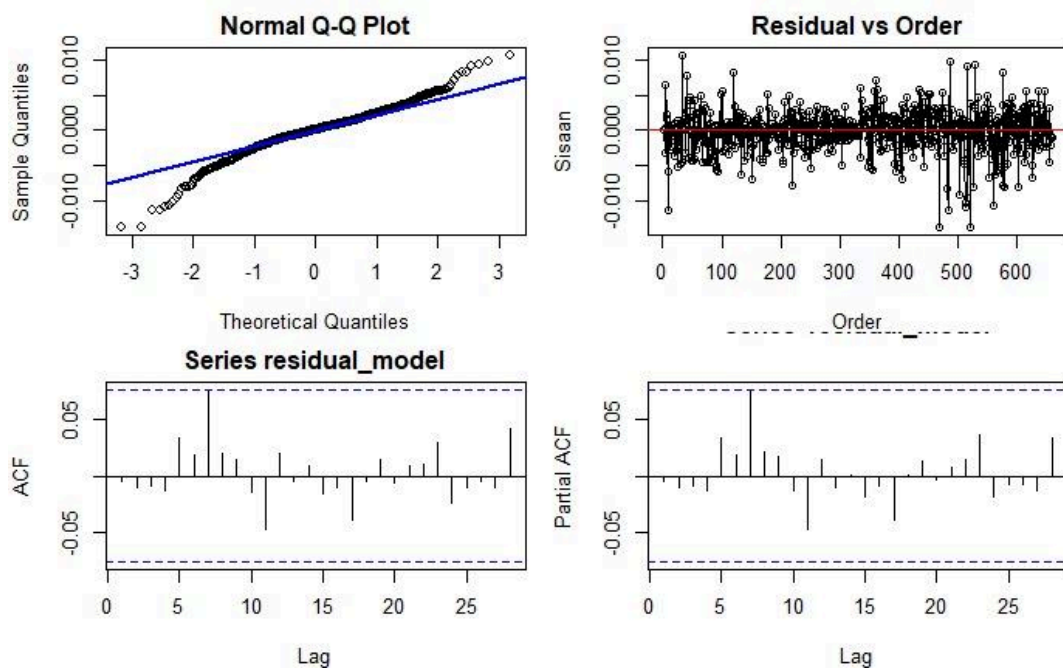
7. Analisis residuals model tentatif arima(3,1,3)

Setelah kita lakukan standarized residuals, dapat kita nilai nilai magnitudnya berkurang dari sebelumnya yang menandakan ini dilakukan analisis lebih lanjut untuk menentukan apakah model tentatif lain dapat digunakan untuk memprediksi data dengan lebih baik, karena nilai magnitudnya lebih baik dari rentang sebelumnya maka dapat dikatakan p value yang dihasilkan titik titiknya melebihi dari garis menandakan adanya data p-value Ljung-Box besar, maka residual model tentatif dapat dianggap independen.



Gambar 14. Plot Standarized residuals dan pvalue Ljung Box

Lalu lakukan plot kembali untuk analisis tentatif, didapatkan



Gambar 15. Plot uji residual

Dapat dilihat pada grafik normal Q-Q Plot berdasarkan hasil plot diatas bahwa banyak amatan cenderung menjauhi garis lurus plot distribusi normal, sehingga dapat bahwa residual model belum menyebar normal.

Dapat dilihat pada grafik residual vs order bahwa mayoritas plot residual bergerak di sekitar nol, tetapi terdapat beberapa amatan yang terletak jauh dari titik nol sehingga, belum dapat disimpulkan apakah terdapat autokorelasi atau tidak.

Pada plot lag pacf dan acf lag berada di dalam garis titik-titik biru sehingga dapat dikatakan bahwa data tidak ada autokorelasi atau data tidak berkorelasi pada residual model.

8. Uji Formal

- Jarque Bera Test

Diberikan hipotesis awal berupa

H_0 : Residual mengikuti sebaran normal

H_1 : Residual tidak mengikuti sebaran normal

Jarque Bera Test

```
data: residual_model
X-squared = 207.9, df = 2, p-value
< 2.2e-16
```

Gambar 16. Output Jarque Bera Test

dapat dilihat bahwa nilai $p\text{-value} < \alpha 0.05$, sehingga tolak H_0 , artinya cukup bukti untuk menyatakan bahwa residual tidak menyebar normal pada taraf signifikansi $\alpha 0.05$.

- Box L-Jung test

Diberikan hipotesis awal berupa

H_0 : Residual mengikuti sebaran normal

H_1 : Residual tidak mengikuti sebaran normal

Box-Ljung test

```
data: residual_model
X-squared = 0.0033702, df = 1,
p-value = 0.9537
```

Gambar 17. Output Box L jung test

dapat dilihat bahwa nilai $p\text{-value} > \alpha 0.05$ sehingga terima H_0 , artinya ada bukti untuk menyatakan bahwa tidak ada korelasi pada data pada taraf signifikansi $\alpha 0.05$

9. Identifikasi Efek ARCH

Setelah melakukan beberapa pengujian perlu dilakukan identifikasi LM ARCH. Ditemukan bahwa data yang digunakan tidak normal dan memiliki sifat heteroskedastis, yang berarti volatilitas data tidak stabil dan cenderung fluktuatif.

```
P Value LM Test lag ke 1 adalah 0.0003857246
P Value LM Test lag ke 2 adalah 2.000923e-05
P Value LM Test lag ke 3 adalah 7.088345e-05
P Value LM Test lag ke 4 adalah 0.000150337
P Value LM Test lag ke 5 adalah 0.0003462118
P Value LM Test lag ke 6 adalah 0.0007424087
P Value LM Test lag ke 7 adalah 1.040924e-05
P Value LM Test lag ke 8 adalah 8.015013e-06
P Value LM Test lag ke 9 adalah 2.948429e-05
P Value LM Test lag ke 10 adalah 4.605922e-05
P Value LM Test lag ke 11 adalah 6.797769e-05
P Value LM Test lag ke 12 adalah 0.0001272853
P Value LM Test lag ke 13 adalah 0.0002031402
P Value LM Test lag ke 14 adalah 5.019959e-05
P Value LM Test lag ke 15 adalah 3.274465e-06
```

Gambar 18. Output LM ARCH.

hasil uji diperoleh nilai P-Value sampai lag ke-15 yang didapat lebih kecil dari $\alpha = 5\%$, maka keputusan yang diambil adalah Tolak H_0 . Dengan kata lain, dapat disimpulkan bahwa terdapat unsur heteroskedastisitas pada sisaan model ARIMA(3,1,3). Kondisi yang menolak H_0 ini terjadi sampai dengan lag ke-15 sehingga dapat dikatakan bahwa indikasi pemodelan sisaan ini lebih cocok menggunakan model GARCH dibandingkan model ARCH.

10. Pemodelan GARCH

Pada tahap ini lakukan identifikasi dan memilih model ARIMA yang sesuai untuk komponen tren dan musiman dari data seri waktu. Ini melibatkan proses differensiasi (penurunan atau differencing) untuk membuat data stasioner dan pemilihan parameter p , d , dan q dalam model ARIMA(p , d , q). Lakukan perbandingan nilai AIC untuk mengidentifikasi model terbaik yang akan dilakukan peramalan.

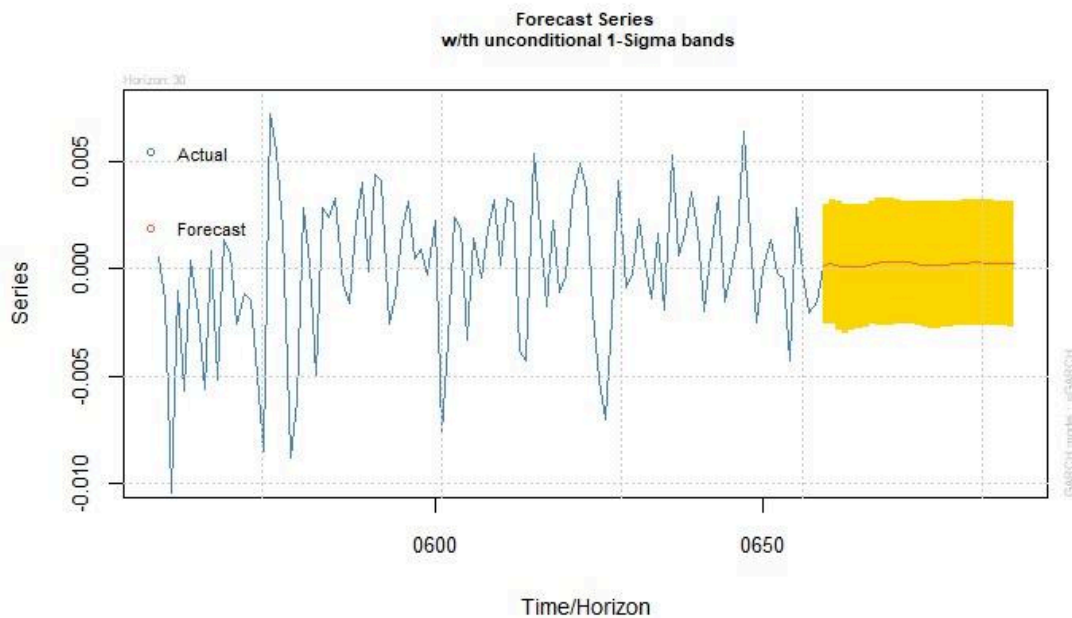
Model	AIC
ARMA(3, 3) ~ GARCH(1,0)	-8.785
ARMA(3, 3) ~ GARCH(1,1)	-8.853

ARMA(3, 3) ~ GARCH(3,7)	-8.860
ARMA(3, 3) ~ GARCH(2,1)	-8.842

Tabel 3. AIC model ARMA-GARCH.

Dengan membandingkan nilai AIC sehingga pemodelan pasangan ARMA-GARCH terbaik pada ARMA(3, 3) dan GARCH(3, 7).

11. Peramalan



Gambar 19. Grafik Peramalan ARMA(3, 3) dan GARCH(3, 7)

Setelah melakukan analisis menggunakan bentuk GARCH-ARIMA, tahap selanjutnya adalah melakukan peramalan dengan menggunakan fungsi baru yang telah dibuat. Fungsi ini akan menghasilkan peramalan data selama 30 hari ke depan, dimulai dari tanggal 1 September hingga 30 September. Perlu diingat bahwa data yang digunakan dalam analisis dan peramalan ini adalah data harian, sehingga output yang dihasilkan juga akan berupa data harian. Dengan melakukan peramalan ini, diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai tren dan pola perilaku data di masa depan.

KESIMPULAN

Berdasarkan analisis mendalam yang disajikan dalam laporan di atas, dapat diambil beberapa kesimpulan. Pertama, uji stasioneritas Augmented Dickey-Fuller (ADF) menunjukkan bahwa data yang diamati tidak bersifat stasioner, sehingga dilakukan differencing dan transformasi untuk mencapai stasioneritas. Dari analisis data yang melibatkan uji stasioneritas dan pemodelan ARIMA-GARCH, dapat disimpulkan bahwa data penjualan kurs rupiah dari Januari hingga Agustus 2023 awalnya tidak stasioner dan menunjukkan sifat heteroskedastisitas. Oleh karena itu, dilakukan peramalan menggunakan metode GARCH. Hasil peramalan memberikan nilai prediksi untuk 30 hari ke depan, khususnya pada bulan September 2023. Plot peramalan menunjukkan akurasi yang memuaskan, dengan volatilitas indeks peramalan yang cocok dengan nilai tengah data aktual. Hal ini menegaskan bahwa metode peramalan GARCH berfungsi dengan baik dalam memprediksi penjualan kurs rupiah pada bulan September. Keseluruhan, hasil peramalan memberikan gambaran yang akurat dan dapat diandalkan untuk mendukung pengambilan keputusan terkait penjualan kurs rupiah di periode yang ditentukan.

References

- [1] Latifah, Vania & Sofyan, Mohammad & Yasaningthias, Ghita. (2022). PENGARUH INFLASI, JUMLAH UANG BEREDAR, dan SUKU BUNGA BANK INDONESIA TERHADAP NILAI TUKAR RUPIAH TAHUN 2013-2021. JURNAL ADMINISTRASI BISNIS.
- [2] B. Phonprasith and P. Her, "Predicting the Parallel Market's Exchange Rate Volatility of Kip Per Dollar by ARCH Family Models," School of Ethnology and Sociology, Guizhou Minzu University, Guiyang City, Guizhou Province, China, Lao PDR, June 21, 2021..
- [3] B. Phonprasith and P. Her, "Predict the Parallel Market's Exchange Rate Volatility of Kip Per Dollar by ARCH Family Models," School of Ethnology and Sociology, Guizhou Minzu University, Guiyang City, Guizhou Province, China, Lao PDR, June 21, 2021.
- [4] B. Y. Almansour, M. M. Alshater, and A. Y. Almansour, "Performance of ARCH and GARCH Models in Forecasting Cryptocurrency Market Volatility," Faculty of Business and Finance, Department of Finance and Banking, The World Islamic Sciences and Education University, Jordan. Faculty of Business and Finance, Department of Finance and Banking, The World Islamic Sciences and Education University, Jordan. Faculty of Business, Department of Finance and Accounting, Middle East University, Jordan. Faculty of Business, Department of Finance and Accounting, Middle East University, Jordan. Faculty of Business, Department of Finance, Amman Arab University, Jordan. May 17, 2021.
- [5] Manurung, A. H., Simatupang, A., & Puspitasari, V. A. (2022). Analisis forecasting harga saham perbankan blue chip periode Maret 2019 – Maret 2021 menggunakan model ARCH-GARCH.

- [6] L. Fransisca, Y. D. Hapsari, "PENGUNAAN METODE GARCH DALAM MEMREDIKSI INDEKS SAHAM SEKTOR TEKNOLOGI (IDXTECHNO) YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA PERIODE 2021-2022," Universitas Katolik Indonesia Atma Jaya, Jakarta, Indonesia, June 2023.