



# APLIKASI MODEL ARIMA GARCH DALAM PERAMALAN DATA NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLAR TAHUN 2017-2022

Nickyta Shavira Maharani<sup>1)</sup>

Yenni Angraini<sup>2)</sup>

Mahesa Ahmad Rahmawan<sup>3)</sup>

Oktaviani Aisyah Putri<sup>4)</sup>

Steven Kurniawan<sup>5)</sup>

Tias Amalia Safitri<sup>6)</sup>

Akbar Rizki<sup>7)</sup>

Wiwik Andriyani Lestari Ningsih<sup>8)</sup>

Nabila Ghoni Trisno Hidayatulloh<sup>9)</sup>

Andika Putri Ratnasari<sup>10)</sup>

Program Studi Statistika dan Sains Data, IPB University, Indonesia

E-mail: [y\\_angraini@apps.ipb.ac.id](mailto:y_angraini@apps.ipb.ac.id)

## ABSTRACT

*The Indonesian rupiah (IDR) exchange rate is used to gauge Indonesia's economic stability. Maintaining the IDR exchange rate's stability is critical since it has a direct impact on Indonesia's national monetary situation, particularly during the Covid-19 pandemic. Forecasting the rupiah exchange rate is important to do and is one way to assess government policy. The data series to be used here are IDR exchange rate from the Yahoo Finance. It consists of 271 data taken from August 2017 to October 2022. This study aims to use the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) modeling method using the R-studio software and predict the IDR exchange rate. The ARIMA method describes the data based on a certain time series. ARCH-Lagrange Multiplier (ARCH-LM) was applied on the residuals of the best ARIMA model to test whether the data is heteroscedasticity. The testing result shows that the residual of the IDR exchange rate is heteroscedasticity. Therefore, the GARCH model can be used to handle it. The results of this study are obtained for the ARIMA(2,1,3) GARCH(3,6) model as the best and describe the actual data pattern with a mean absolute percentage error (MAPE) forecasting value is 1,99%.*

*Keywords: ARIMA, Covid-19, GARCH, rupiah exchange rate, time series analysis.*

## ABSTRAK

Nilai tukar rupiah Indonesia (IDR) terhadap Dollar (USD) digunakan untuk mengukur stabilitas ekonomi Indonesia. Kestabilan nilai tukar Rupiah menjadi sangat penting untuk dijaga karena akan berdampak langsung pada situasi moneter nasional Indonesia, khususnya di masa pandemi Covid-19. Peramalan nilai tukar rupiah menjadi penting untuk dilakukan dan merupakan salah satu cara untuk menilai kebijakan pemerintah. Rangkaian data yang akan digunakan adalah nilai tukar IDR dari Yahoo Finance, yang diambil dari Agustus 2017 hingga Oktober 2022. Tujuan dari penelitian ini adalah memprediksi nilai tukar rupiah menggunakan metode pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) menggunakan perangkat lunak *R-Studio*. Untuk menguji apakah data tersebut heteroskedastisitas atau tidak, *ARCH-Lagrange Multiplier* (ARCH-LM) diaplikasikan pada residual model ARIMA terbaik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa residual nilai tukar rupiah adalah heteroskedastisitas. Oleh karena

itu, model GARCH dapat digunakan untuk menangani permasalahan heteroskedastisitas tersebut. Hasil dari penelitian ini diperoleh model ARIMA(2,1,3) GARCH(3,6) sebagai yang terbaik dan menggambarkan pola data aktual dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) peramalan sebesar 1,99%.

Kata Kunci: analisis deret waktu, ARIMA, covid-19, GARCH, nilai tukar rupiah.

## **PENDAHULUAN**

Data spasial adalah data yang bereferensi geografis atas obyek di bumi. Data spasial pada umumnya berdasarkan peta yang berisikan interpretasi dan proyeksi seluruh fenomena yang berada di bumi (M. Gayo dkk., 2018). Berdasarkan jenis datanya, data spasial terbagi atas 3 yakni data area (*lattice data*), data geostatistik (*geostatistical data*), dan pola titik (*point patterns*). Model spasial banyak digunakan di berbagai bidang. Umumnya banyak digunakan dalam bidang kesehatan untuk pemetaan penyakit di mana biasanya wilayah tersebut dipartisi menjadi beberapa wilayah kecil yang berdekatan dengan tujuan memperkirakan pola spasial keseluruhan kejadian penyakit dan kelangsungan hidup atau risiko (Aswi dkk., 2020). Model Bayesian spasial *Conditional Autoregressive* (CAR) merupakan teknik dalam pemetaan penyakit yang mempertimbangkan interaksi spasial antar area kecil dari suatu daerah dan memperhatikan pemulusan nilai taksiran risiko relatif (RR) sehingga diperoleh taksiran RR yang lebih handal (Khaerati dkk., 2020). Ada beberapa model Bayesian spasial CAR diantaranya: Model *Intrinsic CAR* (ICAR), *Besag-York-Mollié* (BYM), *Localised*, dan *Leroux* (Sunengsih dkk., 2016). Landasan dalam melakukan analisis spasial adalah adanya autokorelasi spasial. Autokorelasi spasial merupakan korelasi antara variabel dengan dirinya sendiri berdasarkan ruang atau dapat juga diartikan suatu ukuran kemiripan dari objek di dalam suatu ruang (jarak, waktu dan wilayah) (Lutfi dkk., 2019). Jika terdapat pola sistematis di dalam penyebaran sebuah variabel, maka terdapat autokorelasi spasial. Adanya autokorelasi spasial mengindikasikan bahwa nilai atribut pada daerah tertentu terkait oleh nilai atribut tersebut pada daerah lain yang letaknya berdekatan atau bertetangga (Yuriantari dkk., 2017). Terdapat dua macam kemungkinan hasil data yang berautokorelasi yaitu autokorelasi spasial Fluktuasi jangka panjang dalam nilai tukar mata uang suatu negara dapat dikaitkan dengan pergeseran fundamental pasar atau faktor ekonomi, termasuk preferensi untuk komoditas domestik atau impor, suku bunga, tingkat produktivitas relatif, tingkat harga, dan hambatan perdagangan. Namun demikian, terdapat kondisi di mana variasi nilai tukar tersebut terlalu signifikan dan impulsif untuk diperhitungkan sepenuhnya oleh variabel tertentu karena terkadang nilainya dapat bervariasi lebih dari 2-3 poin persentase dalam satu hari.

Pada umumnya, investor akan didorong oleh ekspektasi tentang arah masa depan nilai tukar sebelum menginvestasikan uangnya dalam mata uang negara lain (Suryaputri dan Kurniawati, 2020). Perubahan ekspektasi relatif dari pertumbuhan ekonomi masa depan merupakan salah satu dampak pandemi Covid-19 pada pasar mata uang. Kenaikan kasus Covid-19 berpotensi menurunkan permintaan mata uang lokal dan dana investasi yang diperlukan karena pertumbuhan ekonomi menurun dan khawatir sektor ekonomi tertentu perlu ditutup. Berdasarkan penelitian Alfira et al., (2021) terkait lemahnya nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat sebagai akibat dari pandemi Covid-19, nilai rupiah saat ini menjadi yang terlemah dalam kurun waktu lima tahun terakhir yaitu menyentuh angka Rp16.000.

Modal asing yang masuk pada suatu negara memengaruhi tingkat suku bunga, tingkat inflasi, dan juga nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika. Kenaikan harga barang-barang impor yang akan berdampak langsung bagi masyarakat luas merupakan salah satu akibat dari melemahnya rupiah terhadap USD (Jana et al., 2019). Menjaga kestabilan nilai tukar Rupiah terhadap USD demi

kepentingan ekonomi dalam negeri dapat dilakukan dengan *forecasting* (peramalan) nilai tukar rupiah terhadap USD agar para pengambil kebijakan bisa bergerak lebih cepat dalam mengambil keputusan.

Penelitian Nuripah (2022) menggunakan model ARIMA untuk melakukan peramalan nilai tukar rupiah terhadap dolar USD. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa nilai sisaan modelnya tidak memenuhi asumsi *white noise*, sehingga terdapat kemungkinan adanya gejala heteroskedastisitas pada sisaan model peramalan nilai tukar tersebut. Penelitian lain yang dilakukan oleh Setyowibowo et al. (2022) terkait harga emas harian menunjukkan bahwa peramalan dengan model ARIMA-GARCH tidak hanya mampu menangani gejala heteroskedastisitas, tetapi juga memberikan nilai akurasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang sangat baik, yaitu hanya sebesar 0.001%. Setyowibowo et al. (2022) juga menyatakan dalam penelitiannya tersebut model ARIMA-GARCH disarankan sebagai model terbaik untuk *forecasting* jangka pendek dengan syarat harus diperbarui dengan data yang terbaru sehingga *forecasting* periode selanjutnya memiliki akurasi yang tinggi. Berdasarkan acuan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, akan dilakukan penelitian yang bertujuan membangun model terbaik untuk memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dolar USD dengan metode ARIMA-GARCH dalam periode bulan Agustus 2017 sampai Oktober 2022. Peralaman yang diperoleh pada penelitian ini dibatasi pada apakah hasil peramalan nantinya cenderung terjadi penguatan atau sebaliknya pelemahan nilai tukar Rupiah terhadap USD.

## METODE

Data *time series* yang digunakan merupakan data penutupan nilai tukar rupiah terhadap dolar USD periode mingguan dari bulan Agustus 2017 sampai Oktober 2022. Data nilai tukar rupiah merupakan data sekunder yang bersumber dari website <https://finance.yahoo.com/>. Data dibagi berdasarkan pola yang cenderung mirip menjadi data *training* atau data latih (14 Agustus 2017 sampai 14 Maret 2022) yang berjumlah 240 data dan data *testing* atau data uji (21 Agustus 2022 sampai 17 Oktober 2022) untuk memvalidasi model.

### **Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)**

Menurut Wijoyo (2016) model ARCH dapat digunakan untuk mengatasi sisaan yang tidak konstan dalam data *time series* dan adanya indikasi heteroskedastisitas atau ketidakhomogenan ragam. Pendekatan yang digunakan adalah memodelkan fungsi rata-rata dan fungsi ragam secara simultan. Bentuk dasar model ARCH (Shumway & Stoffer, 2016) dapat dituliskan seperti pada persamaan (1).

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p e_{t-p}^2 \quad (1)$$

Keterangan

- $\sigma_t^2$  : ragam dugaan waktu ke- $t$
- $\alpha_0$  : konstanta
- $\alpha_p$  : koefisien ARCH
- $e_{t-p}^2$  : residual periode  $t - p$
- $p$  : ordo dari ARCH

### **Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)**

Model ARCH dikembangkan oleh Bollerslev (1986) menjadi model GARCH untuk menjawab permasalahan volatilitas data ekonomi dan bisnis, khususnya di bidang keuangan yang menyebabkan model-model peramalan sebelumnya kurang mampu mendekati kondisi aktual. Selain itu, menurut (Iqbal et al., 2014), pengembangan model ARCH menjadi GARCH salah satunya untuk menghindari ordo ARCH yang besar. Volatilitas tersebut tercermin dalam varians error yang tidak memenuhi asumsi homoscedasticity (variens dari error term konstan dari waktu ke waktu). Bentuk dasar model GARCH (Huang dan Petukhina, 2022) disajikan pada persamaan (2).

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p e_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2 \quad (2)$$

#### Keterangan

- $\sigma_t^2$  : ragam dugaan waktu ke- $t$
- $\alpha_0$  : konstanta
- $\alpha_p$  : koefisien ARCH
- $\lambda_q$  : koefisien GARCH
- $e_{t-p}^2$  : residual periode  $t - p$
- $p, q$  : ordo dari GARCH

Prosedur analisis data dilakukan menggunakan bantuan *software* R. Langkah-langkah dalam menganalisis data dengan penerapan model ARIMA-GARCH dilakukan sebagai berikut:

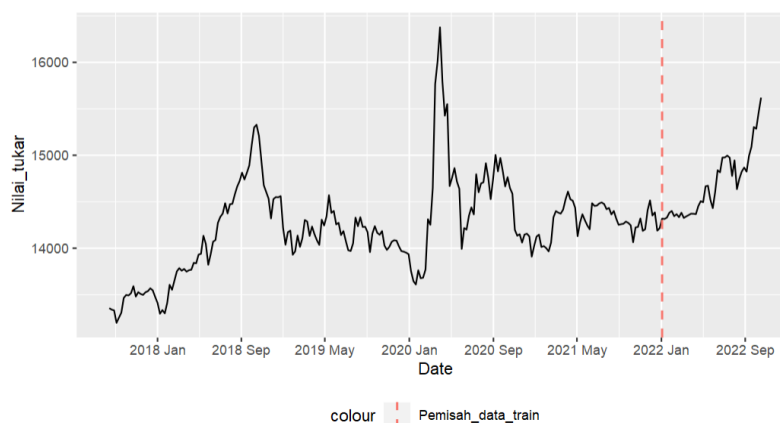
1. Melakukan eksplorasi data dengan plot *time series* untuk melihat pola data serta kestasioneran data.
2. Membagi data menjadi data *training* dan data *testing* sesuai dengan pola data yang diperoleh pada poin 1.
3. Memeriksa kestasioneran data dalam rata-rata dengan plot *autocorrelation function* (ACF) dan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Proses pembedaan dilakukan jika kestasioneran data belum terpenuhi khususnya dalam rata-rata yaitu dengan cara membedakan data periode ke- $t$  dengan  $t - 1$ .
4. Membangun model ARIMA (Woodward et al., 2022) dengan langkah sebagai berikut:
  - a. Mengidentifikasi model ARIMA dengan plot *autocorrelation function* (ACF), *partial autocorrelation function* (PACF), dan *extended autocorrelation function* (EACF) (Cryer dan Chan, 2011; Montgomery et al., 2015).
  - b. Menduga parameter dengan metode *maximum likelihood estimation* (MLE) untuk beberapa model tentative dengan pemeriksaan signifikansi parameter.
  - c. Memilih model tentative terbaik berdasarkan perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) minimum (Lestari, 2020).
  - d. Melakukan *overfitting* terhadap satu model tentative terbaik yang diperoleh pada poin 4.c serta memilih model dengan nilai AIC minimum dari model tentative terbaik dan model hasil *overfitting*.

- e. Melakukan uji diagnostik sisaan terhadap model terbaik yang dihasilkan pada poin 4.d menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk asumsi normalitas, uji *Ljung-Box* untuk asumsi kebebasan sisaan, serta uji *t* untuk asumsi nilai tengah sisaan sama dengan nol.
5. Membangun model ARCH-GARCH dengan langkah sebagai berikut:
- a. Melakukan uji ARCH-Lagrange Multiplier (ARCH-LM) terhadap model terbaik yang telah didapat dari poin 4.e untuk memeriksa adanya efek ARCH pada sisaan model.
  - b. Melakukan pendugaan parameter model ARCH-GARCH(p,q) dengan metode *maximum likelihood estimation* (MLE).
  - c. Menentukan model ARCH-GARCH terbaik dengan mempertimbangkan nilai-p uji ARCH-LM, nilai AIC terkecil, dan signifikansi parameter.
  - d. Melakukan *overfitting* terhadap satu model tentative yang diperoleh serta memilih model dengan nilai AIC minimum.
  - e. Melakukan uji diagnostik terhadap model ARCH-GARCH terbaik dan melihat akurasi model berdasarkan nilai *Mean Absolute Error Percentage* (MAPE).
- Melakukan peramalan sepuluh periode ke depan menggunakan model ARCH-GARCH terbaik.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Eksplorasi Data

Eksplorasi data sangat penting dilakukan sebelum memulai analisis data untuk melihat dan memahami pola data penelitian. Data telah dibagi menjadi data training dan data testing sesuai dengan pola data. Gambar 1 menunjukkan bahwa pola data nilai tukar rupiah cenderung berbentuk campuran, sehingga tidak dapat disebut berpola stasioner ataupun tren. Selama periode waktu pengamatan data, rata-rata nilai tukar rupiah terhadap dolar USD mingguan sebesar Rp14.300,- dengan nilai standar deviasi sebesar 497,02. Data nilai tukar rupiah mingguan mengalami lonjakan nilai tertinggi pada angka Rp16.377,- yaitu pada tanggal 30 Maret 2020 ketika pandemi COVID-19 mulai mewabah di Indonesia dan menyentuh nilai terendah pada angka Rp13.197,- pada tanggal 4 September 2017 ketika terjadi kenaikan harga komoditas yang menambah pasokan valuta asing di Indonesia.



**Gambar 1.** Plot nilai tukar rupiah periode 2017-2022

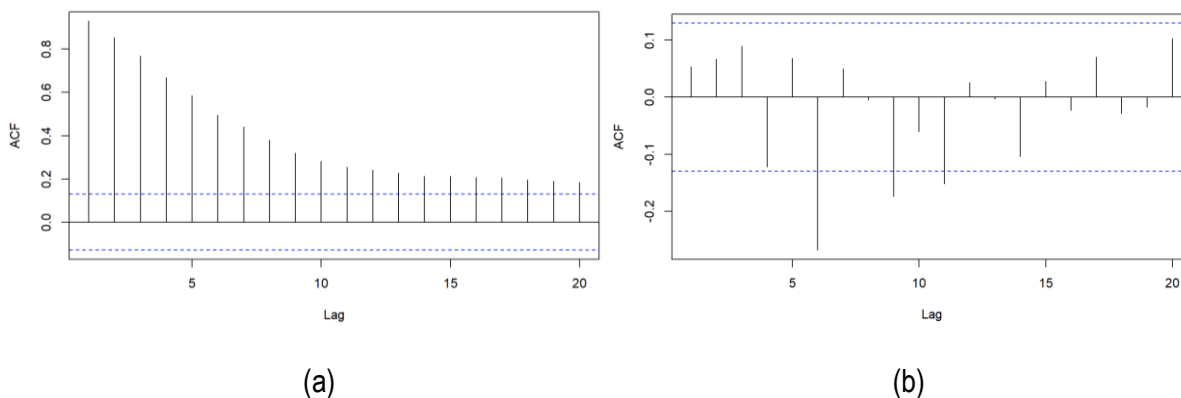
Secara eksploratif, terlihat dari Gambar 1 bahwa pada bulan September 2018 sampai November 2018 nilai tukar rupiah di Indonesia mengalami pelemahan terhadap nilai dolar Amerika Serikat. Hal

tersebut disebabkan oleh beberapa faktor, seperti terjadi bencana alam yang melanda di daerah Sulawesi, Yogyakarta, dan beberapa daerah lainnya. Hal ini menyebabkan perlambatan pertumbuhan ekonomi Indonesia. Pada awal sampai akhir tahun 2019, nilai tukar rupiah Indonesia mengalami sedikit penguatan. Hal tersebut dipengaruhi oleh beberapa faktor, salah satunya adalah adanya pemilu presiden dan penetapannya. Tentu kebijakan yang dirumuskan oleh presiden memberikan rasa percaya diri pada para ekonom dan investor untuk menanamkan modalnya di dalam negeri. Namun pada awal tahun 2020, tepatnya bulan Januari sampai bulan Juni, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat kembali mengalami pelemahan, bahkan mencapai nilai tertinggi sejak 5 tahun terakhir, yaitu mencapai nilai Rp16.000,- untuk 1 dolar USD. Pelemahan nilai tuker tersebut disebabkan oleh adanya pandemi COVID-19 yang membuat semua negara di dunia kewalahan dan belum siap menangani pandemi ini. Perubahan dalam tatanan ekonomi yang sangat signifikan dan serba mendadak membuat sektor ekonomi menjadi salah satu sektor yang paling terdampak dengan mewabahnya pandemi COVID-19. Kemudian, ketegangan antara Rusia dengan Uni Eropa dan Amerika Serikat, ketegangan antara Amerika Serikat dengan Tiongkok dan Arab Saudi, serta adanya indikasi perang antara Rusia dengan Ukraina di pertengahan tahun 2022 kembali mendorong pelemahan nilai tukar rupiah terhadap dolar USD yang cukup signifikan.

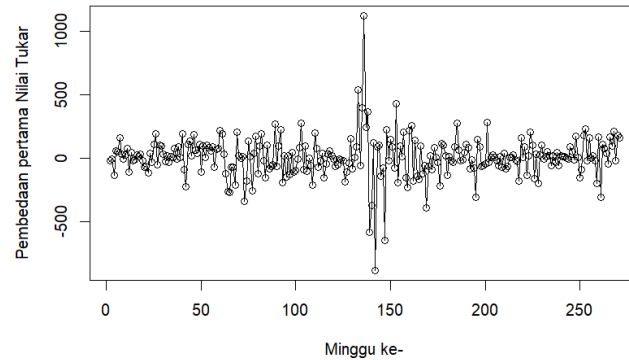
### Kestasioneran Data

Suatu pemodelan dalam analisis data *time series*, akan selalu diawali dengan pemeriksaan kestasioneran data. Stasioneritas dalam rata-rata dapat dilihat secara eksploratif menggunakan plot deret waktu dan plot ACF. Plot data deret waktu nilai tukar rupiah yang ditunjukkan pada Gambar 1 menunjukkan pola data yang cenderung berfluktuatif sehingga tidak dapat disebut berpola stasioner.

Gambar 2(a) menunjukkan bahwa plot ACF menunjukkan adanya indikasi tails off (grafik meluruh menjadi nol secara asimptotik dan berada di dalam interval nilai standard error-nya (garis putus-putus biru), sehingga dapat disimpulkan bahwa data awal tersebut tidak stasioner. Hal ini didukung dengan hasil uji formal (*Augmented Dickey-Fuller Test*), dengan nilai-p yang didapatkan, yaitu 0,123 dan nilai ini lebih besar dari alpha (0,05). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data aktual teridentifikasi tidak stasioner dalam rata-rata.



Gambar 2. (a) Plot ACF sebelum pembedaan dan (b) sesudah pembedaan satu kali



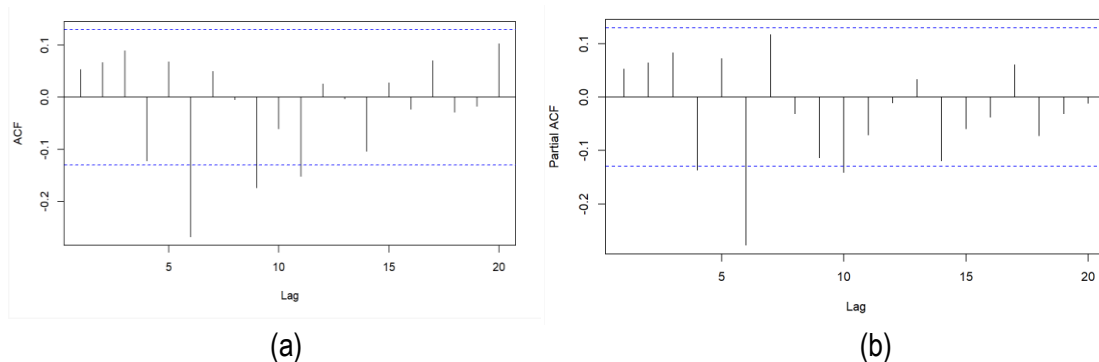
**Gambar 3.** Plot pembedaan pertama nilai tukar rupiah

Proses pembedaan perlu dilakukan terlebih dahulu untuk menstasionerkan data aktual yang tidak stasioner sebelum dilakukan pemodelan. Data *time series*  $Y_t$  merupakan data homogeneous nonstationary tidak stasioner, tetapi dengan pembedaan pertama yaitu  $W_t = Y_t - Y_{(t-1)} = (1 - B)Y_t$ , data *time series* telah menjadi stasioner yang ditunjukkan oleh tidak adanya *tails off* pada Gambar 2(b) dan hasil uji formal dengan nilai-p yang didapatkan sebesar 0,01. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data yang telah dilakukan pembedaan satu kali teridentifikasi stasioner dalam rataan.

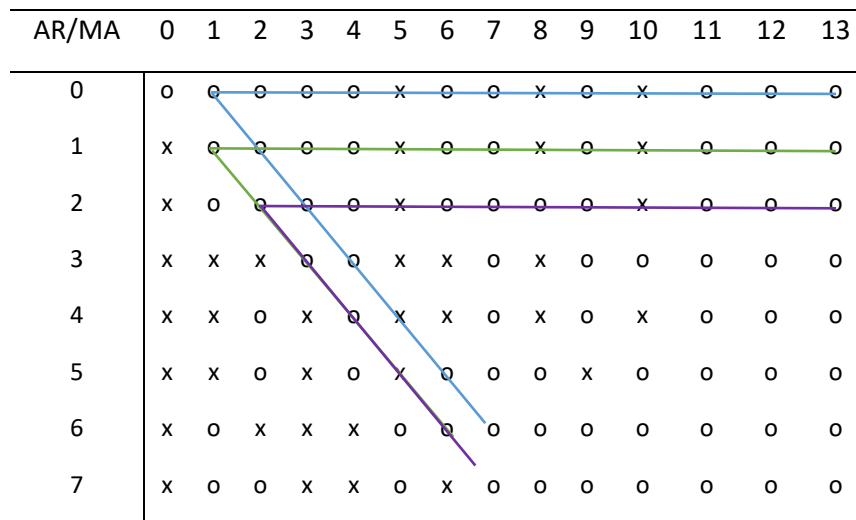
Pemeriksaan kestasioneran dalam ragam dilakukan dengan melihat plot *time series* data hasil pembedaan pertama (Gambar 3). Terlihat bahwa data sudah berfluktuatif dengan lebar pita yang sama kecuali pada awal terjadinya covid-19 di Indonesia yaitu pada minggu ke-2 bulan Februari sampai dengan minggu ke-4 bulan Mei 2020 (minggu ke-132 sampai dengan 146).

### Pemodelan ARIMA

Identifikasi model ARIMA dilakukan dengan menentukan model tentative yang bisa didapatkan dari plot ACF, PACF, dan EACF. Pada tabel EACF, secara teoritis model ARMA(p,q) mempunyai pola segitiga-nol (*triangle of zeroes*), di mana nilai pada pojok kiri atas bersesuaian dengan ordo ARMA. Gambar 4 menunjukkan bahwa tidak ada *cuts-off* maupun *tails-off* pada plot ACF maupun PACF. Kedua plot pada Gambar 4 belum dapat memberikan model ARIMA yang baik untuk peramalan. Oleh karena itu, akan digunakan plot EACF untuk mengidentifikasi model tentative (Gambar 5).



**Gambar 4.** (a) Plot ACF setelah pembedaan dan (b) Plot PACF setelah pembedaan satu kali



Gambar 5. Plot EACF setelah pembedaan satu kali

Cryer & Chan (2011) mengatakan bahwa secara teoritis model ARMA(p,q) mempunyai pola segitiga-nol (triangle of zeroes), dimana nilai pada pojok kiri atas yang ditandai dengan symbol “o” pada plot EACF (Gambar 5) bersesuaian dengan ordo ARMA. Sebagai contoh, nilai pada pojok kiri atas (garis biru), menunjukkan di baris p = 0 dan kolom q = 1, yang mengindikasikan model yang terbentuk adalah ARMA(0,1). Namun karena data telah dilakukan pembedaan satu kali, maka model menjadi ARIMA(0,1,1). Sehingga pada Gambar 5 terdapat beberapa model tentative yang teridentifikasi berdasarkan plot EACF, yaitu ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,1), dan ARIMA(2,1,2). Selanjutnya akan dipilih model ARIMA terbaik dari ketiga model tersebut berdasarkan nilai AIC minimum dan seluruh parameter yang diduga signifikan. Ringkasan statistik ketiga model yang disajikan pada Tabel 1 menunjukkan bahwa hanya model ARIMA(2,1,2) yang menghasilkan seluruh parameter signifikan pada taraf nyata 5%. Selanjutnya nilai akurasi dari tiga model tentative akan dibandingkan dan kemudian akan dipilih model dengan nilai akurasi terbaik.

Tabel 1. Ringkasan statistik model

Model	Variable	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
ARIMA (0,1,1)	MA(1)	0,048	0,063	0,765	0,444
ARIMA (1,1,1)	AR(1)	0,491	0,319	1,538	0,124
	MA(1)	-0,424	0,327	-1,294	0,195
ARIMA (2,1,2)	AR(1)	0,649	0,184	3,523	0,000*
	AR(2)	-0,741	0,097	-7,661	0,018*
	MA(1)	-0,650	0,138	-4,692	0,002*
	MA(2)	0,866	0,071	12,179	< 0,000*

\*Parameter yang signifikan pada taraf nyata 5%

Hasil akurasi model yang ditunjukkan pada Tabel 2 memberikan informasi bahwa model ARIMA(2,1,2) memiliki nilai AIC terkecil dari seluruh model yang diujikan. Nilai akurasi lainnya (BIC



dan RMSE) dari model tersebut juga menunjukkan kebaikan model yang cukup tinggi, terutama nilai MAPE yang berkisar di bawah 1%. Oleh karena itu, model ARIMA(2,1,2) yang menghasilkan seluruh parameter signifikan serta nilai AIC yang paling minimum akan dianalisis lebih lanjut sebagai model ARIMA tentative yang akan dilakukan *overfitting*.

**Tabel 2.** Hasil akurasi model ARIMA

Model	AIC	BIC	RMSE	MAPE (%)
ARIMA(0,1,0)	3012,391	3015,83	172,743	0,773
ARIMA(1,1,1)	3015,041	3025,34	172,231	0,777
ARIMA(2,1,2)	3011,750	3028,92	169,405	0,776

**Tabel 3.** Nilai parameter model ARIMA(2,1,3)

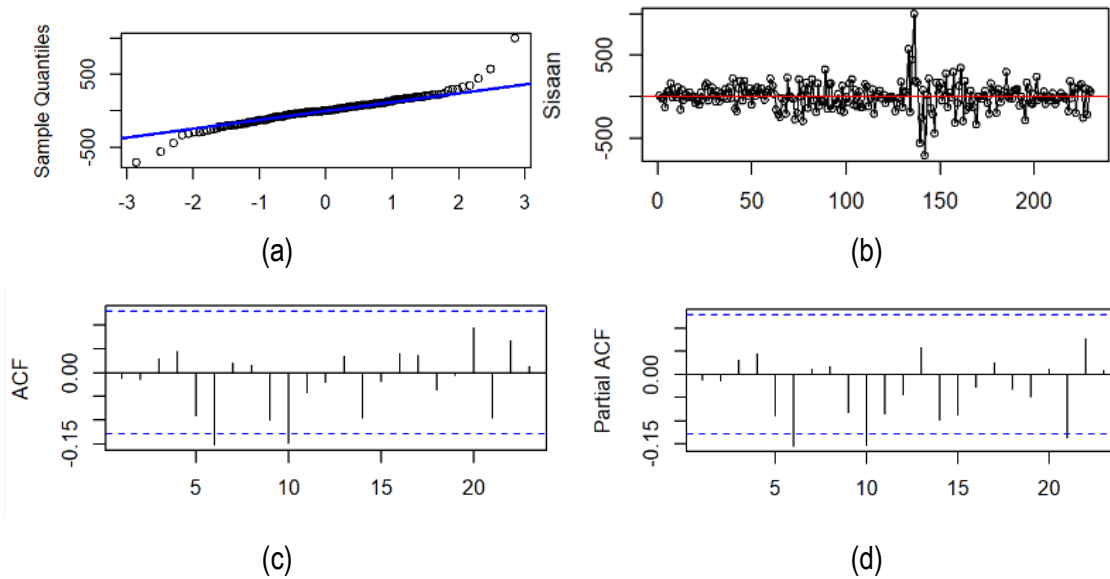
Model	Parameter	Estimasi	nilai-p	AIC
ARIMA(2,1,3)	AR(1)	-1,461	< 0,000 ***	2999,9
	AR(2)	-0,744	< 0,000 ***	
	MA(1)	1,604	< 0,000 ***	
	MA(2)	0,978	< 0,000 ***	
	MA(3)	0,237	0,003 ***	

Hasil *overfitting*, diperoleh model dengan nilai AIC paling minimum adalah model ARIMA (2,1,3), dengan AIC sebesar 2999,9. Nilai signifikansi parameter model ARIMA(2,1,3) yang disajikan pada Tabel 3 juga menunjukkan bahwa seluruh parameter pada model signifikan pada taraf nyata 5%. Hal tersebut menunjukkan bahwa model hasil *overfitting*, ARIMA(2,1,3) lebih baik digunakan daripada model ARIMA *tentative*.

### Diagnostik Model

Diagnostik model dilakukan untuk memeriksa apakah model yang dibangun sudah pas melalui pemeriksaan beberapa asumsi pada sisaan model yang dihasilkan. Hasil eksplorasi pada Gambar 6(a) memperlihatkan bahwa sisaan model menyebar normal mengikuti garis 45° Q-Q plot, meskipun masih terdapat amatan yang terlihat menjauhi garis distribusi normal. Sehingga secara eksploratif, dapat disimpulkan bahwa sisaan telah cukup mengikuti distribusi normal. Sebagian besar titik pada plot sisaan berdasarkan urutan waktu bergerak di sekitar titik nol (Gambar 6(b)). Namun, terdapat beberapa titik amatan yang terletak cukup jauh dari titik nol, hal ini mengindikasikan adanya ragam yang tidak homogen dari sisaan.

Pemeriksaan kebebasan sisaan berdasarkan hasil eksplorasi disajikan pada Gambar 6(c) dan 6(d). Plot ACF maupun plot PACF terdapat beberapa garis vertikal di lag tertentu yang melebihi tinggi garis biru horizontal. Artinya, berdasarkan kedua plot di atas terdapat indikasi autokorelasi pada sisaan model.



**Gambar 6.** (a) Q-Q plot, (b) Residual vs Order plot, (c) Plot ACF dan (d) Plot PACF pada sisaan model ARIMA(2,1,3)

Tabel 4 menunjukkan adanya perbedaan antara hasil eksplorasi dan uji formal pada normalitas dan kebebasan. Hasil pendekatan dengan uji formal dianggap lebih baik dalam memeriksa sisaan model, sehingga berdasarkan hasil uji asumsi normalitas sisaan belum terpenuhi pada model karena menghasilkan nilai-p kurang dari taraf nyata 5%. Namun, berdasarkan teorema limit pusat asumsi kenormalan dapat dikatakan terpenuhi karena data yang digunakan cukup besar, yaitu lebih dari 100 amatan. Sementara nilai-p dari hasil uji asumsi kebebasan sisaan dan nilai tengah sisaan sama dengan nol telah lebih dari taraf nyata yang digunakan, sehingga dua asumsi tersebut telah terpenuhi.

**Tabel 1.** Hasil uji formal sisaan model ARIMA(2,1,3)

Uji Asumsi	nilai-p	Keterangan
Normalitas	< 0,000	Sisaan tidak mengikuti sebaran normal.
Kebebasan Sisaan	0,857	Sisaan saling bebas.
Nilai tengah sisaan sama dengan nol	0,745	Nilai tengah sisaan bernilai nol.

### Identifikasi Efek ARCH

Identifikasi adanya efek ARCH pada sisaan model ARIMA(2,1,3) dapat dilakukan dengan menggunakan uji Lagrange Multiplier (LM). Nilai-p hasil uji yang kurang dari taraf nyata menunjukkan tidak adanya heteroskedastisitas pada model. Hasil uji LM pada model ARIMA(2,1,3) ditunjukkan pada Tabel 5.

**Tabel 2.** Nilai-p uji ARCH-LM lag ke-1 sampai ke-12

Lag	Nilai-p	Lag	Nilai-p	Lag	Nilai-p
1	0,048	6	< 0,000	11	< 0,000
2	0,112	7	< 0,000	12	< 0,000
3	< 0,000	8	< 0,000	13	< 0,000
4	< 0,000	9	< 0,000	14	< 0,000
5	< 0,000	10	< 0,000	15	< 0,000

Hasil uji yang disajikan pada Tabel 5 diperoleh informasi bahwa nilai-p dari lag ke-3 sampai lag ke-12 lebih kecil dari alpha (0,01), maka keputusan yang diambil adalah Tolak H<sub>0</sub>. Dengan kata lain, dapat disimpulkan bahwa terdapat unsur heteroskedastisitas pada sisaan model ARIMA(2,1,3). Kondisi yang menolak H<sub>0</sub> ini terjadi sampai dengan lag ke-15 sehingga dapat dikatakan bahwa terdapat indikasi bahwa pemodelan ini lebih cocok menggunakan model GARCH dibandingkan model ARCH. Hal tersebut bersesuaian dengan pernyataan Desvina dan Meijer (2018) yang menyebutkan bahwa ketika pemeriksaan sisaan yang dilakukan menghasilkan lag 1 sampai 12 signifikan, maka model ARCH lebih cocok digunakan. Akan tetapi, jika pemeriksaan sisaan dilakukan hingga lebih dari lag 12, maka model GARCH lebih cocok digunakan. Oleh karena itu, selanjutnya akan dilakukan pendugaan model menggunakan GARCH.

### Pendugaan Model GARCH

Penentuan model GARCH dilakukan dengan cara coba-banding (*trial and error*) untuk menghasilkan model awal. Artinya pemodelan dilakukan dari ordo GARCH yang terkecil yaitu ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1). Dilakukan *trial and error* dengan model ordo di atasnya sehingga diperoleh model awal yaitu, ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5). Model ini memiliki nilai AIC sebesar 12,88 dan nilai-p uji ARCH-LM sebesar 0,976, artinya kesimpulan uji LM untuk model tersebut adalah efek ARCH sudah teratasi. Selanjutnya akan dilakukan *overfitting* pada model GARCH tersebut yang hasilnya ditunjukkan pada Tabel 6. Tahapan ini dilakukan untuk memeriksa apakah terdapat komponen baik p maupun q pada model GARCH dengan ordo lebih tinggi yang juga signifikan.

**Tabel 3.** Perbandingan Model tentative ARIMA-GARCH dengan hasil *overfitting*

Model ARIMA-GARCH	Signifikansi Parameter	Nilai AIC Model	Keterangan
ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5)	Signifikan	12,88	Model awal
ARIMA(2,1,3)-GARCH(4,5)	Tidak Signifikan	12,81	Model <i>overfitting</i>
ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,6)	Signifikan	12,85	Model <i>overfitting</i>

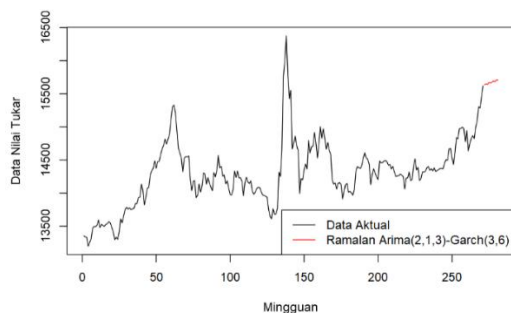
Model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,6) berdasarkan hasil *overfitting* memberikan nilai AIC paling minimum dibandingkan model awal dan model lainnya, sehingga model *overfitting* tersebut dipilih menjadi model terbaik. Selanjutnya, dilakukan uji diagnostik kembali pada model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,6) dengan uji Shapiro-Wilk dan uji LM ARCH sebelum melakukan peramalan. Nilai-p yang didapatkan dari kedua uji tersebut menunjukkan bahwa model sudah memenuhi asumsi kenormalan dan kehomogenan ragam. Hal ini mengindikasikan bahwa model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,6) sudah

mampu mengatasi heteroskedastisitas dan ketidaknormalan sisaan hasil uji formal pada model ARIMA tanpa GARCH.

Validasi terhadap model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,6) dilakukan dengan menggunakan data testing. Hasil akurasi validasi menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,99%. Nilai MAPE yang kurang dari 10% dikategorikan sebagai hasil peramalan yang sangat baik. Chang et al., (2007) juga menyatakan bahwa nilai MAPE di bawah 10% bermakna bahwa model yang dibangun memberikan kemampuan peramalan yang sangat baik. Hasil validasi model tersebut menunjukkan bahwa model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,6) dapat digunakan untuk meramal data nilai tukar rupiah terhadap dolar USD dengan baik pada periode waktu selanjutnya.

### Peramalan Data Nilai Tukar Rupiah

Hasil ramalan nilai tukar rupiah periode mingguan menggunakan model ARIMA (2,1,3)-GARCH (3,6) selama 10 periode ke depan disajikan pada Gambar 7 dan Tabel 7. Hasil peramalan data nilai tukar rupiah menggunakan model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,6) untuk 10 periode (24 Oktober – 26 Desember 2022) ke depan menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah terhadap dolar USD akan terus meningkat. Nilai MAPE peramalan nilai tukar rupiah ini adalah 0.72%, sehingga dapat dikatakan peramalan yang dihasilkan masih masuk dalam kategori sangat baik (Chang et al., 2007). Pelemahan nilai tukar ini akan berpengaruh signifikan terhadap perekonomian nasional Indonesia.



Gambar 7. Hasil peramalan data nilai tukar rupiah

Tabel 4. Hasil ramalan data aktual nilai tukar rupiah

Periode	Data Ramalan	Data Aktual	Periode	Data Ramalan	Data Aktual
1	15636,42	15549.20	6	15674,42	15362.20
2	15650,27	15609.50	7	15693,16	15582.00
3	15640,65	15473.90	8	15682,55	15615.90
4	15670,63	15629.40	9	15709,33	15565.90
5	15663,09	15675.10	10	15707,58	15565.90

### SIMPULAN

Model ARIMA-GARCH terbaik yang didapatkan dari data nilai tukar Rupiah terhadap Dolar (USD) pada periode tahun 2017 sampai dengan 2022 adalah model ARIMA(2,1,3) GARCH(3,6). Model tersebut telah menghasilkan nilai akurasi MAPE pada data uji yang dapat dikategorikan hasil validasi sangat baik. Hasil peramalan menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah akan terus melemah hingga sepuluh minggu ke depan (24 Oktober – 26 Desember 2022).

Batasan penggunaan model yang dibangun pada artikel ini hanya berlaku untuk periode yang digunakan sampai dengan periode ramalan yaitu Desember 2022. Jika terdapat data aktual baru dari nilai tukar Rupiah terhadap Dolar (USD) dan pola data jauh berubah dari pola data training yang digunakan pada artikel ini, disarankan untuk melakukan pembangunan model kembali.

## REFERENSI

- Alfira, N., Fasa, M. I., & Suharto, S. (2021). Pengaruh Covid-19 terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan Nilai Tukar Rupiah. *Al-Kharaj: Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah*, 3(2), 313–323. <https://doi.org/10.47467/alkharaj.v3i2.356>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307–327.
- Chang, P. C., Wang, Y. W., & Liu, C. H. (2007). The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting. *Expert Systems with Applications*, 32(1), 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.11.021>
- Cryer, J. D., & Chan, K.-S. (2011). Time Series Analysis with Applications in R. In *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)* (Vol. 174, Issue 2). <https://doi.org/10.1111/j.1467-985x.2010.00681.4.x>
- Desvina, A. P., & Meijer, I. O. (2018). Penerapan Model ARCH/GARCH untuk Peramalan Nilai Tukar Petani. *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, 4(1), 43–54.
- Huang, C., & Petukhina, A. (2022). *Applied time series analysis and forecasting with Python* (W. K. Härdle (ed.)). Springer.
- Iqbal, T. A., Sadik, K., & Sumertajaya, I. M. (2014). Pemodelan Pengukuran Luas Panen Padi Nasional Menggunakan Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Model (GARCH). *Jurnal Penelitian Pertanian Tanaman Pangan*, 33(1), 17. <https://doi.org/10.21082/jpntp.v33n1.2014.p17-26>
- Jamal, A., & Bhat, M. A. (2022). COVID-19 pandemic and the exchange rate movements: evidence from six major COVID-19 hot spots. *Future Business Journal*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s43093-022-00126-8>
- Jana, P., Rokhimi, R., & Prihatiningsih, I. R. (2019). Peramalan Kurs IDR Terhadap USD Menggunakan Double Moving Averages Dan Double Exponential Smoothing. *Jurnal Derivat: Jurnal Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 2(2), 48–55. <https://doi.org/10.31316/j.derivat.v2i2.132>
- Lestari, M. I. (2020). Signifikansi Pengaruh Sentimen Pemberlakuan PSBB Terhadap Aspek Ekonomi: Pengaruh Pada Nilai Tukar Rupiah dan Stock Return (Studi Kasus Pandemi Covid-19). *Jurnal Bina Akuntansi*, 7(2), 223–239. <https://wiyatamandala.e-journal.id/JBA/article/view/98>
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction Time Series Analysis and Forecasting*. 671.
- Nuripah, S. (2022). Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika dengan Pendekatan Analisis Regresi dan ARIMA. In *Repository IPB*. IPB University.

- Setyowibowo, S., As'ad, M., Sujito, S., & Farida, E. (2022). Forecasting of Daily Gold Price using ARIMA-GARCH Hybrid Model. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 19(2), 257–270. <https://doi.org/10.29259/jep.v19i2.13903>
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2016). Time Series Analysis and its Applications. In *International Journal of Forecasting* (fourth, Vol. 17, Issue 2). Springer. [https://doi.org/10.1016/s0169-2070\(01\)00083-8](https://doi.org/10.1016/s0169-2070(01)00083-8)
- Suryaputri, R. V., & Kurniawati, F. (2020). Analisis ISSI, IHSG, dan Nilai Tukar Rupiah Selama Pandemi Covid-19 Rossje. *Prosiding Konferensi Nasional Ekonomi Manajemen Dan Akuntansi (KNEMA)*, 1177, 1–17.
- Wijoyo, N. A. (2016). Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap USD dengan Menggunakan Model GARCH. *Kajian Ekonomi Dan Keuangan*, 20(2), 169–189. <https://doi.org/10.31685/kek.v20i2.187>
- Woodward, W. A., Sadler, B., & Robertson, S. (2022). *Time Series for Data Science: Analysis and Forecasting* (1st ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781003089070>