

**Tugas Project Akhir Ekonometri – Replikasi Paper**  
**APLIKASI MODEL ARIMA GARCH DALAM PERAMALAN DATA**  
**NILAI TUKAR UPIAH TERHADAP DOLAR TAHUN 2017-2022**



**Disusun Oleh:**

Aurelio Naufal Effendy (2106638526)

**DEPARTEMEN MATEMATIKA**  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**UNIVERSITAS INDONESIA**  
**TAHUN AJARAN 2023/2024**

## ABSTRAK

Kurs mata uang Rupiah Indonesia (IDR) terhadap Dolar (USD) digunakan sebagai indikator stabilitas ekonomi Indonesia. Pentingnya menjaga stabilitas nilai tukar Rupiah menjadi lebih signifikan, terutama dalam konteks situasi moneter nasional Indonesia selama pandemi Covid-19. Proyeksi nilai tukar Rupiah menjadi esensial untuk dinilai sebagai salah satu evaluasi kebijakan pemerintah. Data yang digunakan berasal dari nilai tukar IDR dari Yahoo Finance, yang mencakup periode Agustus 2017 hingga Oktober 2022. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan nilai tukar Rupiah dengan menerapkan metode pemodelan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) menggunakan perangkat lunak R-Studio. Untuk menguji keberadaan heteroskedastisitas pada data, dilakukan uji ARCH-Lagrange Multiplier (ARCH-LM) pada residual model ARIMA terbaik. Hasil uji menunjukkan bahwa residual nilai tukar Rupiah menunjukkan heteroskedastisitas. Oleh karena itu, model GARCH diadopsi untuk mengatasi permasalahan heteroskedastisitas tersebut. Hasil penelitian ini menghasilkan model ARIMA(2,1,3) GARCH(3,5) sebagai model optimal yang mampu menggambarkan pola data aktual, dengan tingkat Mean Absolute Percentage Error (MAPE) peramalan sebesar 1,4%.

**Kata kunci :** ARIMA-GARCH, Nilai tukar rupiah Indonesia, Analisis time series, Covid-19

## DAFTAR ISI

<b>ABSTRAK .....</b>	<b>1</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>2</b>
<b>PENDAHULUAN .....</b>	<b>3</b>
1.1 Motivasi Penelitian .....	3
1.2 Kontribusi Penelitian.....	3
1.3 Rumusan Masalah .....	3
<b>RINGKASAN STUDI LITERATUR .....</b>	<b>5</b>
<b>STRATEGI IDENTIFIKASI .....</b>	<b>7</b>
3.1 Sumber Data.....	7
3.2 Penaksiran Persamaan.....	7
<b>HASIL DAN KESIMPULAN .....</b>	<b>12</b>
4.1 Hasil .....	12
4.2 Kesimpulan .....	12
<b>REFERENSI.....</b>	<b>14</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>16</b>

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Motivasi Penelitian**

Umumnya, para investor cenderung dipengaruhi oleh antisipasi mengenai arah perkembangan nilai tukar di masa depan sebelum mereka mengalokasikan investasi pada mata uang asing. Pasar keuangan cenderung mengalami fluktuasi dan volatilitas yang dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi dan politik. Pada periode 2017-2022, fluktuasi nilai tukar Rupiah terhadap Dolar dapat dipicu oleh peristiwa-peristiwa seperti kebijakan ekonomi, kondisi global, dan dampak pandemi Covid-19. Perubahan relatif dalam ekspektasi terhadap pertumbuhan ekonomi mendatang merupakan salah satu dampak pandemi Covid-19 yang paling besar terhadap pasar mata uang. Peningkatan kasus Covid-19 berpotensi mengurangi minat terhadap mata uang domestik dan dana investasi, terutama karena pertumbuhan ekonomi melambat dan kekhawatiran terkait penutupan sektor ekonomi tertentu. Akibat pandemi Covid-19, nilai Rupiah sempat mencapai level terlemah dalam lima tahun terakhir, mencapai angka Rp16.000. Nilai tukar yang tidak stabil dapat memiliki dampak signifikan pada ekonomi suatu negara. Oleh karena itu, meramalkan nilai tukar menjadi kritis untuk membantu pemerintah, perusahaan, dan investor dalam membuat keputusan ekonomi yang tepat. Dengan demikian, peneliti menjadi termotivasi untuk meneliti pola perubahan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar dengan tujuan memproyeksikan nilai tukar Rupiah di masa mendatang.

### **1.2 Kontribusi Penelitian**

Kontribusi yang diharapkan dari penelitian ini adalah dapat memberikan ramalan harga nilai tukar rupiah yang reliabel. Hal ini dapat membantu pelaku pasar dan pengambil kebijakan dalam perencanaan jangka panjang serta pengelolaan risiko jangka panjang. Selain itu, Penelitian ini diharapkan dapat memberikan beberapa kontribusi penting lainnya, antara lain menyediakan bukti empiris terkait dengan keefektifan model ARIMA-GARCH dalam meramalkan nilai tukar, sehingga dapat menjadi panduan bagi peneliti dan praktisi dalam memilih metode peramalan yang paling sesuai, lalu mengidentifikasi faktor-faktor yang dapat meningkatkan akurasi peramalan nilai tukar, sehingga hasil penelitian dapat digunakan sebagai landasan untuk memperbaiki dan mengoptimalkan model peramalan di masa depan dan terakhir memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait dengan perilaku dan volatilitas pasar valuta asing, yang dapat menjadi dasar untuk pengambilan keputusan yang lebih baik di bidang keuangan.

### **1.3 Rumusan Masalah**

Untuk membantu menjawab beberapa permasalahan yang telah diuraikan pada motivasi penelitian, peneliti merumuskan beberapa rumusan masalah, antara lain sebagai berikut :

1. Bagaimana gambaran umum data harga penutupan nilai tukar rupiah terhadap dolar pada periode 2017-2022?
2. Bagaimana proses analisis sampai didapatkannya model terbaik ARIMA-GARCH yang dapat meramalkan dari data yang ada?
3. Model terbaik apa yang dapat digunakan untuk memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap Dolar selama periode 2017-2022 dan bagaimana performa modelnya?

4. Bagaimana prediksi harga penutupan nilai tukar rupiah terhadap dolar dalam 10 periode ke depan (10 minggu setelah 17 Oktober 2022)?

## BAB II

### RINGKASAN STUDI LITERATUR

Studi sebelumnya menjelaskan bahwa berdasarkan eksplorasi data, 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.

Setelah melakukan eksplorasi data, peneliti mengecek kestasioneran data, dimana didapatkan plot ACF menunjukkan adanya indikasi tails off sehingga 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. Maka, perlu dilakukan proses *differencing* terlebih dahulu untuk menstasionerkan data aktual yang tidak stasioner sebelum dilakukan pemodelan. Dengan melakukan *differencing* pertama, data time series telah menjadi stasioner yang ditunjukkan oleh tidak adanya tails off pada gambar 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 rata-rata.

Selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA yang akan digunakan berdasarkan plot ACF, PACF dan EACF sehingga didapatkan tiga kandidat model terbaik yakni ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,1), dan ARIMA(2,1,2). Dipilihlah model ARIMA(2,1,2) berdasarkan nilai AIC yang paling minimum dan seluruh parameter yang diduga signifikan. Akan tetapi setelah dilakukan overfitting dengan model ARIMA(2,1,3), ternyata model tersebut lebih baik daripada model sebelumnya. Kemudian, dilakukan diagnostik pada model, didapatkan bahwa residualnya saling bebas, nilai tengah residual bernilai 0, akan tetapi residualnya tidak berdistribusi normal. Dilakukan juga uji identifikasi heterokedastisitas atau efek ARCH pada model, dan ditemukan adanya efek ARCH mulai dari lag-3 sampai ke lag-15, peneliti mengatakan bahwa jika pemeriksaan residual menghasilkan efek ARCH hingga lebih dari lag 12, maka model GARCH lebih cocok digunakan. Kemudian dilakukan penentuan orde pada model GARCH dengan cara trial and error sehingga mendapatkan tiga kandidat model terbaik. Dari ketiga model tersebut dipilih model ARIMA(2,1,3) – GARCH(3,6) karena memiliki AIC yang terkecil dan semua parameternya signifikan, hal ini mengindikasikan bahwa tersebut 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%. Ini dikategorikan sebagai hasil peramalan yang sangat baik karena nilai MAPE berada dibawah 10%. Maka, model tersebut dapat digunakan untuk meramal nilai tukar rupiah terhadap dolar US selama 10 periode ke depan. 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

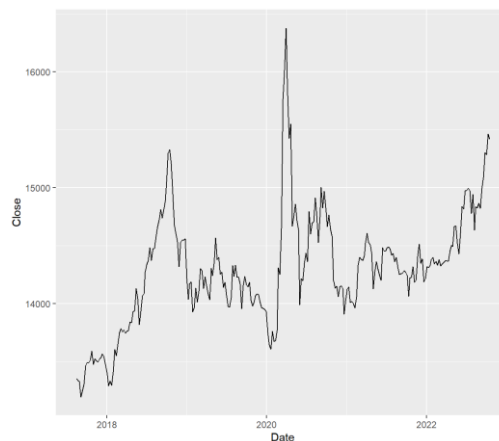
nilai tukar rupiah ini adalah 0.72%, sehingga sangat baik. Hasil peramalan menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah akan terus melemah hingga sepuluh minggu ke depan.

## BAB III

### STRATEGI IDENTIFIKASI

#### 3.1 Sumber Data

Sumber Data yang digunakan adalah data time series penutupan nilai tukar rupiah terhadap dolar USD periode mingguan dari bulan Agustus 2017 sampai Oktober 2022. Data nilai tukar rupiah ini merupakan data sekunder yang bersumber dari website <https://finance.yahoo.com/> . Data lengkap yang berjumlah 271 observasi time series dibagi menjadi data training yang dimulai dari 14 Agustus 2017 sampai 14 Maret 2022 yang berjumlah 240 data, dan data testing yang dimulai dari 21 Agustus 2022 sampai 17 Oktober 2022 untuk memvalidasi model. Dengan melihat sekilas, terdapat beberapa *insight* yang dapat diperoleh dari plot, yakni pada awal tahun 2020, tepatnya bulan Januari sampai bulan Juni, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat mengalami pelemahan yang sangat signifikan, bahkan mencapai nilai tertinggi sejak 5 tahun terakhir, yaitu mencapai nilai Rp16.000,- untuk 1 dolar USD. Pelemahan nilai tukar rupiah tersebut disebabkan oleh adanya pandemi COVID-19 yang membuat semua negara di dunia kewalahan. Meskipun begitu, rupiah sempat kembali menguat sebelum akhirnya berada di sekitaran Rp15.000,- .

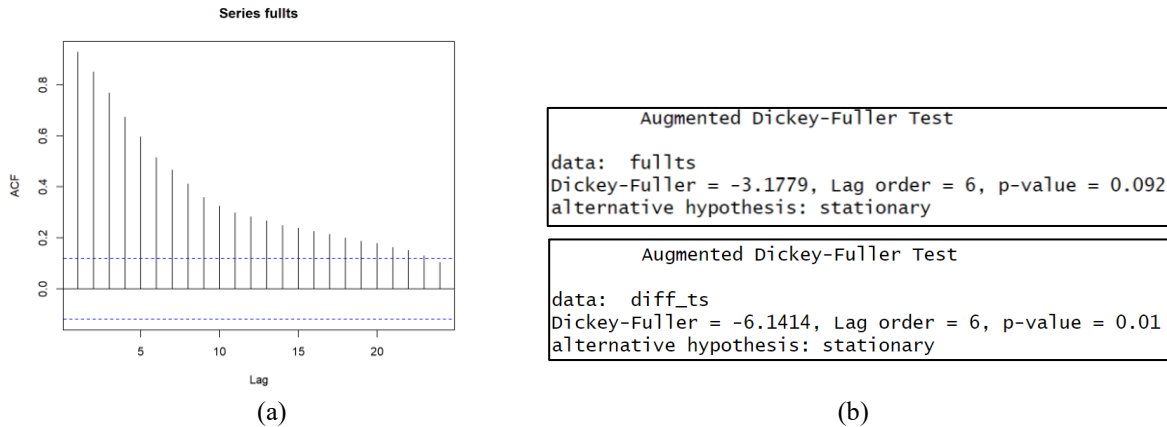


**Gambar 1.** Plot nilai tukar rupiah periode 2017-2022

#### 3.2 Penaksiran Persamaan

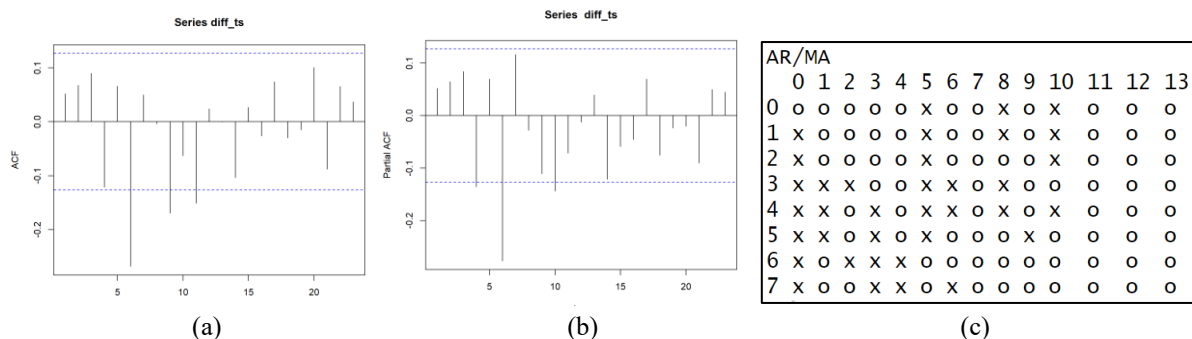
Sebelum melakukan penaksiran model, akan dicek terlebih dahulu apakah data time series tersebut sudah stasioner atau belum dengan melakukan uji *Augmented Dickey-Fuller Test*. Diperoleh p-valuenya 0.092, sehingga  $H_0$  ditolak atau dengan kata lain data aktual belum stasioner. Karena itu, perlu dilakukan *differencing* pada data trainingnya, dengan *differencing* 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 dan nilai p-value yang kurang dari 0.01 pada hasil uji ADF setelah *differencing* pertama.





**Gambar 2.** (a) Plot ACF data aktual dan (b) Hasil Uji ADF pada data aktual dan setelah *differencing*

Selanjutnya akan digunakan data training yang telah *didifferencing* untuk dilakukan pemodelan ARIMA. Untuk mencari orde model ARIMA yang tepat, kita dapat melihat plot ACF, PACF dan EACFnya untuk mengidentifikasi beberapa calon model terbaik untuk dibandingkan mana yang terbaik. Gambar 4 (a) dan (b) menunjukkan bahwa tidak ada cuts-off maupun tails-off pada plot ACF maupun PACF, sehingga kemungkinan model bukan AR maupun MA saja, melainkan merupakan model ARMA. Karena itu, digunakan plot EACF untuk mengidentifikasi model ARMAnya seperti pada Gambar 4 (c) dimana kita dapat mengindikasikan beberapa model yang terbentuk dari EACF dengan melihat segitiga yang dibuat dari kumpulan lingkaran dalam silang. Sehingga Berdasarkan gambar 4, terdapat beberapa model tentative yang teridentifikasi berdasarkan plot EACF, yaitu ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,1), dan ARIMA(2,1,2).



**Gambar 3.** (a) Plot ACF setelah *differencing*, (b) Plot PACF setelah *differencing*, (c) Plot EACF setelah *differencing*

Kemudian, ketiga model tersebut dibandingkan dengan memperhatikan nilai AIC, BIC, RMSE dan MAPE, dimana model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC, BIC, RMSE dan MAPE terendah. Dapat dilihat dari Tabel 1 berikut, model dengan kriteria terbaik adalah model ARIMA (2,1,2). Dari ketiga model tersebut, dapat juga dilihat estimasi parameter dan signifikansinya pada Tabel 2, dimana hanya pada ARIMA (2,1,2) semua estimasi parameternya signifikan. Akan tetapi, setelah melakukan overfitting dengan ARIMA (2,1,3) dan ARIMA (2,1,4), AIC yang terkecil dimiliki oleh ARIMA (2,1,3) dengan semua parameternya tetap signifikan. Oleh karena itu, kita memilih model ARIMA (2,1,3) untuk dilakukan analisis lebih lanjut.

**Tabel 1.** Hasil Akurasi model ARIMA

Model	AIC	BIC	RMSE	MAPE
-------	-----	-----	------	------

ARIMA (0,1,1)	3135.504	3142.457	169.0587	0.7533162
ARIMA (1,1,1)	3136.711	3147.14	168.7767	0.7540102
ARIMA (2,1,2)	3133.058	3150.44	166	0.7526486

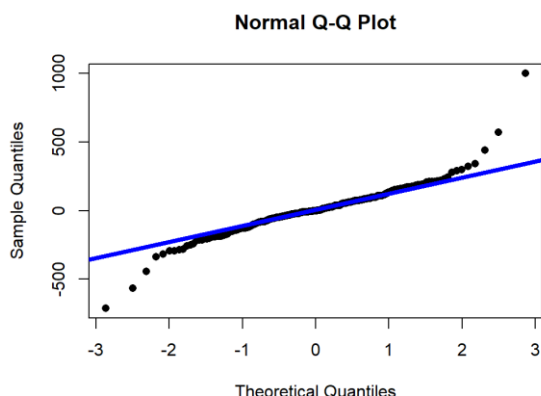
**Tabel 2.** Ringkasan Statistik Model

Model	Parameter	Estimasi	Std. Error	Z Value	Pr(> z )
ARIMA (0,1,1)	MA(1)	0.046988	0.061294	0.7666	0.4433
ARIMA (1,1,1)	AR(1)	0.49596	0.30743	1.6133	0.1067
	MA(1)	- 0.43015	0.31616	-1.3606	0.1737
ARIMA (2,1,2)	AR(1)	0.6252278	0.185161	3.5228	0.0004271 ***
	AR(2)	-0.742346	0.095748	-7.7513	8.965e-15 ***
	MA(1)	-0.654433	0.139533	-4.6902	2.730e-06 ***
	MA(2)	0.865124	0.071074	12.1721	< 2.2e-16 ***

**Tabel 3.** Model ARIMA (2,1,3)

Model	Parameter	Estimasi	P-value	AIC
ARIMA (2,1,2)	AR(1)	-1.461873	< 2.2e-16 ***	3121.309
	AR(2)	- 0.744012	4.976e-07 ***	
	MA(1)	1.601341	< 2.2e-16 ***	
	MA(2)	0.972883	6.489e-06 ***	
	MA(3)	0.230999	0.002437 **	

Setelah menetapkan model ARIMA terbaik, akan dilakukan diagnostik model untuk mengecek beberapa asumsi pada residual yang dihasilkan model. Berdasarkan beberapa uji yang dilakukan, didapat bahwa residual model menyebar normal mengikuti garis 45° Q-Q plot sesuai pada Gambar 4 (a), meskipun masih terdapat observasi yang terlihat menjauhi garis distribusi normal, histogramnya juga mendekati distribusi normal. Sehingga secara eksploratif, dapat disimpulkan bahwa residual telah cukup mengikuti distribusi normal. Kemudian, berdasarkan Gambar 4 (b) dapat dilihat bahwa hasil LjungBox Testnya menolak  $H_0$ , mengindikasikan adanya autokorelasi pada time series. Hal tersebut diperkuat lagi dengan ACF dan PACF modelnya yang terdapat beberapa garis vertikal di lag tertentu yang melebihi tinggi garis biru horizontal (signifikan). Terakhir, melalui hasil Jarque Bera Test pada Gambar 4 (c), model tidak memenuhi asumsi normalitas karena menolak  $H_0$ .



(a)

**Ljung-Box test**

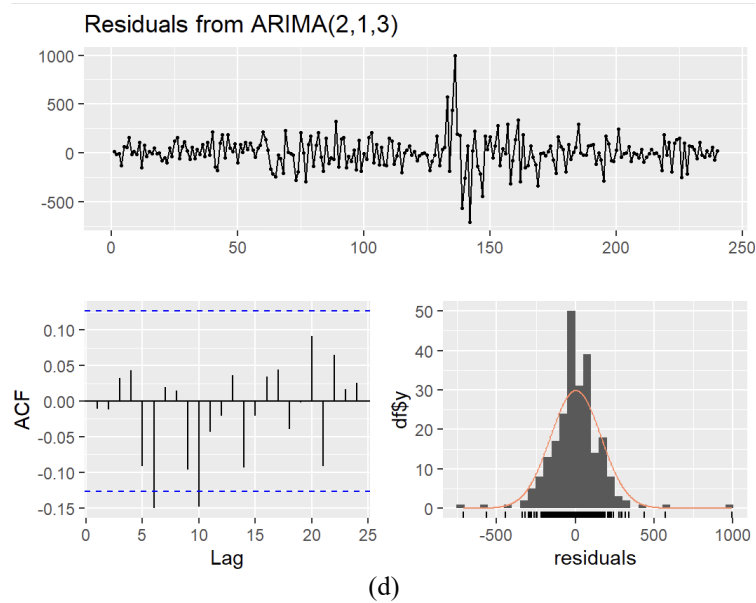
data: Residuals from ARIMA(2,1,3)  
 $Q^* = 16.508$ ,  $df = 5$ ,  $p\text{-value} = 0.005535$   
 Model  $df: 5$ . Total lags used: 10

(b)

**Jarque Bera Test**

data: overfit1\$residuals  
 $X\text{-squared} = 580.93$ ,  $df = 2$ ,  $p\text{-value} < 2.2e-16$

(c)



**Gambar 4.** (a) Q-Q Plot, (b) Hasil Uji Ljung-Box, (c) Hasil Uji Jarque Bera, dan (d) Residual Model ARIMA (2,1,3)

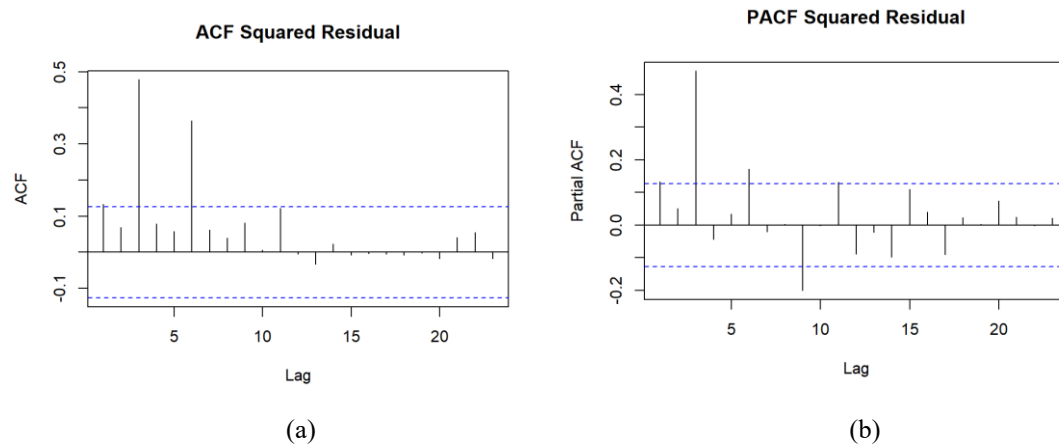
Selanjutnya, identifikasi adanya efek ARCH pada residual model ARIMA(2,1,3) dapat dilakukan dengan menggunakan uji Lagrange Multiplier (LM). Nilai-p hasil uji melebihi taraf nyata sehingga menunjukkan adanya heteroskedastisitas pada model. Hasil uji LM pada model ARIMA(2,1,3) untuk setiap lag ditunjukkan pada Tabel 5, dimana p-value pada lag 3 keatas memiliki nilai dibawah 0.05, sehingga tolak  $H_0$ . Karena kondisi menolak  $H_0$  dimulai dari lag ke-3 hingga lag ke-15, model GARCH lebih cocok digunakan daripada ARCH. Selain itu dengan melihat pola ACF dan PACF dari residual kuadrat model menunjukkan tidak adanya pola AR, maupun MA, melainkan pola ARMA. Ini mengindikasikan bahwa model GARCH yang lebih tepat digunakan.

```
ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects
data: diff_ts
Chi-squared = 72.645, df = 12, p-value = 1.021e-10
```

**Gambar 5.** Uji ARCH-LM pada data yang sudah *didifferencing*

**Tabel 4. P-Value uji ARCH-LM lag ke-1 sampai ke-15**

Lag	P-Value	Lag	P-Value	Lag	P-Value
1	0.04260085	6	< 0.001	11	< 0.001
2	0.09635756	7	< 0.001	12	< 0.001
3	< 0.001	8	< 0.001	13	< 0.001
4	< 0.001	9	< 0.001	14	< 0.001
5	< 0.001	10	< 0.001	15	< 0.001



**Gambar 6.** (a) ACF residual kuadrat model, (b) PACF residual kuadrat model

Selanjutnya akan ditentukan model GARCH yang tepat dengan cara coba-banding (trial and error) untuk menghasilkan model awal. Pemodelan dilakukan dari orde GARCH yang terkecil yaitu ARIMA(2,1,3)-GARCH(1,1) dan terus menerus sampai menemukan model dengan AIC yang konvergen ke nilai terkecil. Setelah dilakukan trial and error dengan model orde diatasnya, diperoleh model awal yaitu, ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5). Model ini memiliki nilai AIC sebesar 12.78 dan nilai-p uji ARCH-LM sebesar 0.976 yang artinya efek ARCH pada model tersebut sudah teratasi. Setelah itu, akan dilakukan overfitting pada model GARCH tersebut dengan mengecek model GARCH (4,5) dan juga GARCH (3,6). Hal ini bertujuan untuk melihat apakah ada model orde p dan q yang lebih tinggi yang lebih baik dan juga signifikan. Hasilnya ditunjukkan pada Tabel 6. Diperoleh bahwa ketiga model parameternya sudah signifikan sebenarnya. Kemudian, melihat hasil uji diagnostik residual tesnya, asumsi normalitas, homoskedastisitas variansi sudah terpenuhi dan juga efek ARCH telah teratasi. Dengan melihat nilai AIC yang terkecil, maka model yang dipilih adalah model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5). Validasi terhadap model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5) dilakukan dengan menggunakan data testing. Hasil akurasi validasi menghasilkan nilai MAPE dibawah 10% yang mana sangat baik. Hal ini menandakan bahwa model dapat digunakan untuk meramal data nilai tukar rupiah terhadap dolar USD dengan baik pada periode waktu selanjutnya.

**Tabel 5.** Perbandingan Model tentative ARIMA-GARCH dengan hasil overfitting

Model ARIMA-GARCH	Signifikansi Parameter	Nilai AIC	Jacque-Bera Test	Shapiro Wilk Test	LM Arch Test
ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5)	Signifikan	12.78317	0.0004134041	0.0096090740	0.9765171576
ARIMA(2,1,3)-GARCH(4,5)	Signifikan	12.79075	0.0002903657	0.0085432706	0.9772105701
ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,6)	Signifikan	12.78535	0.000484548	0.009642458	0.990215120

## BAB IV

### HASIL DAN KESIMPULAN

#### 4.1 Hasil

Hasil ramalan nilai tukar rupiah periode mingguan menggunakan model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5) selama 10 periode ke depan disajikan pada Tabel 6 dan Gambar 7. Model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5) ini digunakan untuk meramal nilai tukar rupiah terhadap dolar USD selama 10 periode (24 Oktober – 26 Desember 2022). Diperoleh dari hasil ramalan bahwa nilai tukar rupiah terhadap dolar akan kurang lebih naik atau melemah dalam 10 periode ke depan. Nilai MAPE peramalan nilai tukar rupiah ini adalah 1,4%, sehingga masih dapat dikatakan peramalan yang dihasilkan termasuk ke dalam kategori sangat baik. Diperoleh juga error relatifnya cukup kecil, sehingga peramalan dikatakan cukup baik.

**Tabel 6.** Hasil ramalan data aktual nilai tukar rupiah

Periode	Data Ramalan	Data Aktual	Absolute Error	Relative Error
1	15670.35	15549.2	121.15	0,78%
2	15816.38	15609.5	206.88	1,33%
3	15858.08	15473.9	384.18	2,48%
4	15859.36	15629.4	229.96	1,47%
5	15816.47	15675.1	141.37	0,90%
6	15801.39	15362.2	439.19	2,86%
7	15777.65	15582.0	195.65	1,26%
8	15758.04	15615.9	142.14	0,91%
9	15735.41	15565.9	169.51	1,09%
10	15716.50	15565.9	150.6	0,97%



**Gambar 7.** Hasil peramalan data nilai tukar rupiah

#### 4.2 Kesimpulan

Model ARIMA(2,1,3) GARCH(3,5) ini merupakan model terbaik yang terpilih dalam penelitian kami. Model tersebut telah menghasilkan nilai akurasi MAPE pada data uji dan juga ramalan yang dapat dikategorikan sangat baik. Hasil peramalan menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah akan terus melemah hingga sepuluh minggu ke depan (24 Oktober – 26 Desember 2022), sejalan dengan studi literatur sebelumnya.

Meskipun data sudah diambil dari sumber yang sama dan dengan rentang waktu yang sama persis dengan yang telah dicantumkan pada studi literatur sebelumnya, setelah dimasukan ke program R terdapat sedikit perbedaan, sehingga menghasilkan nilai yang sedikit berbeda baik dalam estimasi model maupun pengujian. Pada akhirnya model yang digunakan juga berbeda dari studi literatur sebelumnya, dimana pada kasus ini digunakan model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5), bukan ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,6) seperti pada studi literatur sebelumnya. Akan tetapi estimasi parameter, hasil uji, dan hasil prediksi memiliki nilai yang mirip dengan yang dihasilkan dari studi literatur, perbedaannya tidak terlalu signifikan. Untuk itu, saran penelitian kedepannya sebaiknya menggunakan data yang lebih jelas sumbernya dan dicantumkan juga supaya dapat direplikasi tanpa menimbulkan perbedaan. Di samping itu, pembatasan penerapan model yang dikonstruksi dalam studi ini hanya relevan untuk periode yang mencakup hingga bulan ramalan, yakni Desember 2022. Jika terdapat data aktual terkini mengenai nilai tukar Rupiah terhadap Dolar (USD) dan terjadi perubahan signifikan dalam pola data dibandingkan dengan pola data latihan yang digunakan dalam artikel ini, disarankan untuk melakukan pembangunan ulang model.

## 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](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.
- Gujarati. (2009). *Basic Econometrics*, 5th Edition.
- 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/jpptp.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>
- Maharani, Nickyta Shavira, dkk. (2023). APLIKASI MODEL ARIMA GARCH DALAM PERAMALAN DATA NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLAR TAHUN 2017-2022. <https://jurnal.ut.ac.id/index.php/jmst/article/view/4875>

- 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.
- Robert S. Pindyck & Daniel L. Rubinfeld. (1998). *Econometric Models and Economic Forecast*, 4th ed.
- 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/10.1201/978100308907>



Data : 271 Titik Pengamatan, didapat dari

<https://finance.yahoo.com/quote/IDR%3DX/history?period1=1502668800&period2=1665360000&interval=1wk&filter=history&frequency=1wk&includeAdjustedClose=true>

	Date	Open	High	Low	Close	Adj.Close	Volume
1	2017-08-14	13351	13378.0	13333.000000	13355.0	13355.0	0
2	2017-08-21	13355	13363.0	13323.000000	13339.0	13339.0	0
3	2017-08-28	13339	13352.0	13294.000000	13331.0	13331.0	0
4	2017-09-04	13331	13356.0	13151.000000	13197.0	13197.0	0
5	2017-09-11	13197	13286.0	1.326260	13252.0	13252.0	0
6	2017-09-18	13249	13348.0	1.329787	13306.0	13306.0	0
7	2017-09-25	13306	13566.0	1.347709	13465.0	13465.0	0
8	2017-10-02	13465	13594.0	13405.000000	13497.0	13497.0	0
9	2017-10-09	13497	13535.0	13429.000000	13492.0	13492.0	0
10	2017-10-16	13492	13530.0	13438.000000	13516.0	13516.0	0

Showing 1 to 11 of 271 entries, 7 total columns

Script R

#Import Module

```
library("prettydoc")
```

```
library("rmdformats")
```

```
library(fGarch)
```

```
library(aTSA)
```

```
library(FinTS)
```

```
library(lmtest)
```

```
library(forecast)
```

```
library(TSA)
```

```
library(tseries)
```

```
library(xts)
```

```
library(readxl)
```

```
library(tidyverse)
```

```
library("dygraphs")
```

```
library(MLmetrics)
```

```

library(ggplot2)
library(car)

View(Weekly_Data)

Weekly_Data$Date <- as.Date(Weekly_Data$Date) #ubah date menjadi variabel date
fullts <- ts(Weekly_Data[,5]) #timeseries lengkap
traints <- ts(Training_Data[,5]) #timeseries training data
testts <- ts(Test_Data[,5]) #timeseries test data

#Eksplorasi Data
adf.test(fullts) #cek stasioner
tsdisplay(fullts)
#Plot Harga
plot(fullts,
      xlab = "Minggu ke-",
      ylab = "Harga Penutupan",
      main = "Harga Penutupan Nilai Tukar Rupiah",
      lwd = 1,
      col = "blue")
acf(fullts)

#Plot With Date
plotz <- ggplot(Weekly_Data, aes(x=Date, y=Close)) +
  geom_line()
plotz

#differencing 1 kali
diff_ts <- diff(traints,differences = 1)
diff_ts

```

```

#plot
tsdisplay(diff_ts)
plot(diff_ts,
      xlab = "Waktu",
      ylab = "Harga penutupan",
      main = "Differencing (1) Harga Penutupan Nilai Tukar Rupiah",
      lwd = 2,
      col = "blue")

# Uji Stasioner (ADF test) pada time series yang telah didifferencing
adf.test(diff_ts)
acf(diff_ts)
pacf(diff_ts)
eacf(diff_ts)
auto.arima(traints, trace = T, d = 1)

#Calon model: ARIMA(0,1,0), ARIMA(1,1,1), dan ARIMA(0,1,2)
model1 <- Arima(traints, order = c(0,1,1), include.constant = FALSE)
model2 <- Arima(traints, order = c(1,1,1), include.constant = FALSE)
model3 <- Arima(traints, order = c(2,1,2), include.constant = FALSE)
cbind(model1, model2, model3)

#RMSE dan MAPE dari model
model1.test <- Arima(traints, model=model1)
accuracy(model1.test)
model2.test <- Arima(traints, model=model2)
accuracy(model2.test)
model3.test <- Arima(traints, model=model3)
accuracy(model3.test)

```

```

#Estimasi parameter masing2 model
coefstest(model1)
coefstest(model2)
coefstest(model3)

#model fit (2,1,2)
fit <- Arima(traints, order = c(2,1,2), include.constant = FALSE)
fit
coefstest(fit)

#overfitting
overfit1 <- Arima(traints, order = c(2,1,3), include.constant = FALSE)
cbind(fit, overfit1)
overfit2 <- Arima(traints, order = c(2,1,4), include.constant = FALSE)
cbind(overfit1, overfit2)

#AIC ARIMA (2,1,3) lebih kecil sehingga gunakan model overfit1
overfit1
coefstest(overfit1)

# Diagnostik model
qqnorm(overfit1$residuals, pch = 16)
qqline(overfit1$residuals, lwd = 4, col = "blue")
adf.test(overfit1$residuals)
tsdiag(overfit1)

# Jarque-Bera
jarque.bera.test(overfit1$residuals)

# Independensi (Hanya berlaku asumsi kenormalan)
checkresiduals(overfit1)
adf.test(overfit1$residuals)

```

```

#ACF PACF residual kuadrat untuk lihat pola GARCH
acf(overfit1$residuals^2,main="ACF Squared Residual")
pacf(overfit1$residuals^2,main="PACF Squared Residual")

#ARCH test
ArchTest(diff_ts)
for (i in 1:15) {
  ArchTest <- ArchTest(overfit1$residuals, lags=i, demean=TRUE)
  cat("P Value LM Test lag ke", i,"adalah" , ArchTest$p.value, "\n") } #masing2 lag
ArchTest(overfit1$residuals, lags=3)

#GARCH MODEL
garch1<-garchFit(~arma(2,3)+garch(3,5),data = diff_ts, trace = F)
summary(garch1)

garch2<-garchFit(~arma(2,3)+garch(4,5),data = diff_ts, trace = F)
summary(garch2)

garch3<-garchFit(~arma(2,3)+garch(3,6),data = diff_ts, trace = F)
summary(garch3)

#plot simpangan baku
sb<-garch1@sigma.t
ragam<-garch1@sigma.t^2
#sequense kurang 1 obs sehingga harus dimodifikasi
Training_Data$Date <- as.Date(Training_Data$Date)
dates2<-Training_Data$Date[-1]
stdv=xts(sb,order.by = dates2)

```

```

vragam=xts(ragam,order.by = dates2)
plot(stdv, main="Simpangan Baku")

# GARCH Model validasi test
garch1test<-garchFit(~arma(2,3)+garch(3,5),data = diff_ts, trace = F)
summary(garch1test)

garch2test<-garchFit(~arma(2,3)+garch(4,5),data = diff_ts, trace = F)
summary(garch2test)

garch3test<-garchFit(~arma(2,3)+garch(3,6),data = diff_ts, trace = F)
summary(garch3test)

predict(garch1test, n.ahead = 10, trace = FALSE, mse = c("cond","uncond"),
        plot=TRUE, nx=NULL, crit_val=NULL, conf=NULL)

# Prediksi/Ramalan berdasarkan model ARIMA(2,1,3)-GARCH(3,5)
garch1pred<-garchFit(~arma(2,3)+garch(3,5),data = fullts, trace = F)
summary(garch1pred)

predict(garch1pred, n.ahead = 10, trace = FALSE, mse = "cond",
        plot=TRUE, nx=NULL, crit_val=NULL, conf=NULL)

#hasil ramalan
hasilpred <- ts(c(15670.35,15816.38,15858.08,15859.36,15816.47,
                 15801.39,15777.65,15758.04,15735.41,15716.50), start=271, end=281)
hasilpred
aktualdata <- ts(Validasi[,5])
aktualdata

```

```

#MAPE
MAPE(hasilpred,aktualdata)

#Data full (data aktual hasil ramal)
fulldata <- ts(FULL.DATA[,5])
#Plot
plot(fulldata,
      xlab = "Minggu ke-",
      ylab = "Harga Penutupan",
      main = "Harga Penutupan Nilai Tukar Rupiah",
      lwd = 1,
      col = "blue")
lines(hasilpred,
      col = "red",
      lwd = 1)
legend("topleft",
      col = c("blue", "red"),
      legend = c("Nilai Aktual", "Hasil Peramalan"),
      lwd = 2,
      bty = "n")

```