

## PERBANDINGAN MODEL *ASYMMETRIC POWER ARCH* DENGAN *THRESHOLD GARCH* DALAM PERAMALAN KURS POUNDSTERLING TERHADAP KURS RUPIAH

**Nurhidayati**

Matematika, FMIPA, Universitas Pakuan

**Embay Rohaeti**

Matematika, FMIPA, Universitas Pakuan

**Amar Sumarsa**

Matematika, FMIPA, Universitas Pakuan

email korespondensi: nur.hidayati8022@gmail.com

### Abstrak

Pada umumnya, data pergerakan kurs memiliki volatilitas yang tidak konstan di setiap titik waktunya, sehingga *variance* residual nya selalu berubah. Kondisi ini bersifat asimetris terhadap volatilitas, maka dibutuhkan model yang dapat menanggulangi keadaan seperti ini. Model ARCH/GARCH digunakan untuk pemodelan volatilitas residual yang sering terjadi pada data keuangan. Namun, penggunaan model ARCH/GARCH pada data keuangan masih terdapat kelemahan karena memiliki asumsi bahwa semua efek guncangan pada volatilitas mempunyai distribusi yang simetris. Terdapat model perkembangan dari model ARCH/GARCH yaitu diantaranya model *Asymmetric Power ARCH* (APARCH) dan Model *Threshold GARCH* (TGARCH) yang dikembangkan untuk dapat memodelkan efek keasimetrisan pada volatilitas. Tujuan dari penelitian ini yaitu memodelkan data kurs Poundsterling (GBP) terhadap Rupiah (IDR) dengan model APARCH dan TGARCH, menentukan model terbaik dengan membandingkan evaluasi model terbaik dari masing-masing model keduanya, dan meramalkan kurs GBP terhadap IDR dengan menggunakan hasil evaluasi model terbaik. Data yang digunakan berupa data kurs GBP terhadap IDR dengan periode mingguan dimulai dari 1 Januari 2017 hingga 15 Januari 2023. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *mean model* yang digunakan yaitu ARIMA(0,1,1) dan terdapat dua model terpilih yang didapatkan kemudian keduanya dibandingkan berdasarkan nilai BIC terkecil dan didapatkan model APARCH(2,1) sebagai model yang lebih baik dibandingkan model TGARCH(1,1). Hasil dari peramalan dengan menggunakan model APARCH(2,1) untuk dua belas periode kedepan dengan nilai MAPE sebesar 4.46977%.

**Kata Kunci:** APARCH, Asimetris, Kurs, TGARCH, Volatilitas.

### Abstract

In general, the exchange rate movement data has volatility that is not constant at every point in time, so the variance of the residuals is always changing. This condition is asymmetric to volatility, so a model that can overcome this situation is needed. ARCH/GARCH models are used for modeling residual volatility that often occurs in financial data. However, the use of ARCH/GARCH models on financial data still has weaknesses because it assumes that all effects of shocks on volatility have a symmetrical distribution. There are development models of the ARCH/GARCH model, including the *Asymmetric Power ARCH* (APARCH) model and the *Threshold GARCH* (TGARCH) model which were developed to be able to model the effect of asymmetry on volatility. The purpose of this study is to model the Pound Sterling (GBP) exchange rate data against the Rupiah (IDR) with the APARCH and TGARCH models, determine the best model by comparing the best model evaluation of each of the two models, and forecast the GBP exchange rate against the IDR using the best model evaluation results. The data used is GBP against IDR exchange rate data with a weekly period starting from January 1, 2017 to January 15, 2023. The results showed that the mean model used was ARIMA (0,1,1) and there were two selected models obtained then both were compared based on the smallest BIC value and obtained the APARCH (2,1) model as a better model than the TGARCH (1,1) model. The results of forecasting using the APARCH (2,1) model for the next twelve periods with a MAPE value of 4.46977%.

**Keywords:** APARCH, Asymmetric, Exchange Rate, TGARCH, Volatility.

## PENDAHULUAN

Kurs merupakan harga suatu mata uang relatif terhadap mata uang negara lain (Ekananda, 2016). Dikatakan bahwa nilai suatu mata uang akan semakin tinggi jika nilai tukarnya meningkat tajam dan begitu juga sebaliknya. *Website IDXChannel* menyebutkan bahwasanya mata uang Poundsterling (GBP) menjadi mata uang terkuat kelima dunia dan sampai saat ini nilai tukar GBP masih lebih kuat dibandingkan USD.

Data kurs setiap waktunya dapat berubah-ubah atau cenderung tidak konstan tergantung dengan kondisi saat terjadi perubahan terhadap kurs itu sendiri. Perubahan kurs dapat dibedakan menjadi dua, yaitu depresiasi (*depreciation*) dan apresiasi (*appreciation*). Depresiasi adalah penurunan nilai mata uang domestik terhadap mata uang asing, sedangkan apresiasi adalah kenaikan nilai mata uang domestik terhadap mata uang asing (Krugman *et al.*, 2005).

Perubahan kurs GBP terhadap IDR dapat dikategorikan ke dalam data deret waktu. Data deret waktu merupakan vektor dengan informasi tambahan tentang masa data pertama dan jumlah data per dasar satuan selang waktu (Cryer *et al.*, 2008). Pergerakan kurs yang terus berubah tersebut dapat dilakukan pengujian untuk mendapatkan model yang sesuai untuk observasi runtun waktu di masa mendatang dan digunakan sebagai peramalan.

Data pergerakan kurs umumnya memiliki volatilitas yang tidak konstan di setiap titik waktunya sehingga *variance* sisaan yang selalu berubah. Menurut Tsay (2005), volatilitas dapat memberikan perbedaan kenaikan atau penurunan disebut juga sebagai keasimetrisan (*leverage effect*), dimana pada data memiliki perbedaan besarnya perubahan pada volatilitas ketika terjadi pergerakan nilai, hal ini merupakan indikasi masalah heteroskedastisitas. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Mubarakah *et al.* (2020) memperoleh model terbaik untuk masing-masing kurs tidaklah sama karena terdapat indikasi data memiliki volatilitas yang sangat acak dan memiliki nilai ekstrim.

Menurut Ekananda (2016), permasalahan heteroskedastisitas dan korelasi serial dapat ditangani secara bersamaan dengan model ARCH/GARCH. Model ARCH/GARCH digunakan

untuk pemodelan volatilitas sisaan yang sering terjadi pada data keuangan. Model GARCH merupakan penyempurnaan dari model ARCH. Model klasik ARCH dan GARCH bekerja untuk asumsi bahwa seluruh dampak guncangan terhadap volatilitas terdistribusi simetris. Pada faktanya data finansial terdapat efek asimetris maka perlu menggunakan model yang bisa menanggulangi keadaan seperti ini, sehingga penggunaan model ARCH/GARCH kurang tepat digunakan karena mempunyai kelemahan dalam menangkap fenomena keasimetrisan pada volatilitas.

Menurut Tsay (2005), kelemahan model ARCH/GARCH tersebut dapat diperbaiki dengan menggunakan GARCH asimetris. Sebagai bukti dari salah satu penelitian yang telah dilakukan oleh Sari *et al.* (2017) yang melakukan perbandingan model simetris GARCH dan asimetris GARCH dalam peramalan volatilitas pasar saham dunia. Pada penelitian tersebut menunjukkan bahwa seluruh pasar saham yang diamati menunjukkan pengaruh asimetris terhadap return saham dan pada model yang didapatkan menunjukkan kinerja model GARCH asimetris lebih baik dibandingkan model simetris GARCH dalam menyajikan prakiraan volatilitas *return*. Hal ini sejalan dengan penelitian Susanti *et al.* (2016) yang melakukan perbandingan model dan akurasi peramalan nilai IHSG terhadap model terbaik antara model TGARCH dan EGARCH untuk 50 hari ke depan. Model terbaik yang terpilih yaitu model TGARCH yang menghasilkan proyeksi data aktual lebih akurat. Pada penelitian ini akan mengimplementasikan dua jenis model GARCH asimetris yaitu menggunakan model *Asymmetric Power ARCH* (APARCH) dan *Threshold GARCH* (TGARCH) yang nantinya akan dilakukan perbandingan model terbaik dari kedua model tersebut dan dilakukan peramalan kurs GBP terhadap IDR dengan menggunakan hasil evaluasi model terbaik. Selain itu, peramalan ini tidak melibatkan faktor yang berpengaruh terhadap kurs, seperti tingkat inflasi, perbedaan tingkat suku bunga, neraca perdagangan, utang pemerintah, stabilitas politik, dan pertumbuhan ekonomi.

**KAJIAN TEORI**

**KESTASIONERAN**

Data runtun waktu dikatakan stasioner jika secara stokastik data menunjukkan pola variasi (*variance*) yang konstan dari waktu ke waktu atau dengan kata lain tidak ada kenaikan atau penurunan yang menonjol pada data tersebut (Ekananda, 2016).

Uji yang sering digunakan untuk mengetahui kestasioneran dari suatu data salah satunya dapat dilakukan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) dengan melihat apakah terdapat akar unit pada model ataukah tidak.

Statistik uji ADF sebagai berikut (Cryer *et al.*, 2008) :

$$ADF - test = \frac{\hat{\beta}}{se(\hat{\beta})} \tag{1}$$

Pada uji ini digunakan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0: \hat{\beta} = 0 \text{ (data tidak stasioner)}$$

$$H_1: \hat{\beta} \neq 0 \text{ (data stasioner)}$$

Terdapat kriteria pada uji ADF yaitu jika *ADF - test*  $\leq t_{(n-1,\alpha)}$  atau nilai  $p < \alpha$  maka tolak  $H_0$ .

Jika data yang telah dilakukan pengujian ternyata menghasilkan data tidak stasioner terhadap rata-rata, maka perlu dilakukan *differencing*. Menurut Ekananda (2016), *differencing* adalah menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Jika pada *first difference* berhasil membuat data menjadi stasioner, berarti diperoleh orde  $d = 1$  untuk ARIMA ( $p, d, q$ ). Namun, jika data belum stasioner pada *first difference* maka dilakukan *differencing* kembali hingga data stasioner sebanyak  $d$  kali. Adapun rumus untuk *differencing* untuk kasus tingkat pertama sebagai berikut (Ekananda, 2016):

$$\Delta Y_t = (\rho - 1)(Y_t - Y_{t-1}) \tag{2}$$

**MODEL ARIMA**

Menurut Ekananda (2016) model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan model AR, MA, atau ARMA dengan data yang stasioner melalui proses diferensiasi sebanyak  $d$  kali pada data runtun waktu yang digunakan. Data yang melalui proses *differencing* sebanyak  $d$  kali dapat dikatakan non stasioner homogen pada tingkat  $d$ . Proses ini disebut juga ARIMA ( $p, d, q$ ). Pada praktiknya biasanya  $d \leq 2$ . Misalkan  $Y_t$  suatu proses ARIMA ( $p, 1, q$ ) dan  $W_t = Y_t - Y_{t-1}$  sebagai

*differencing* pertama maka dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + e_t - \alpha_1 e_{t-1} + \alpha_q e_{t-q} \tag{3}$$

Identifikasi ordo model ARIMA pada penelitian ini menggunakan metode *Extended Autocorrelation Function* (EACF). Pada plot EACF secara teori mempunyai pola segitiga-nol (*triangle of zeroes*), dimana nilai pada pojok kiri atas bersesuaian dengan ordo ARMA. Plot EACF terdapat simbol "o" dan "x". Apabila data yang digunakan telah dilakukan proses *differencing* maka model menjadi proses ARIMA ( $p, d, q$ ).

Pada penelitian ini pemilihan model terbaik didapatkan berdasarkan nilai *Bayessian Information Criterion* (BIC) terkecil. BIC dapat ditulis sebagai berikut (Ding, 2011):

$$BIC(p) = \ln\left(\frac{SSR}{T}\right) + (p + 1) \frac{\ln T}{T} \tag{4}$$

Adapun persamaan SSR (*Sum of Squared Regression*) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$SSR = \sum (\hat{Y} - \bar{Y})^2 \tag{5}$$

**MODEL ARCH (AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY) DAN MODEL GARCH (GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY)**

Model ARCH/GARCH perlu dilakukan pendugaan terhadap parameter *mean model* dan *variance model* secara simultan. Menurut Ekananda (2016), model ARCH/GARCH menangkap *variance* yang tidak konstan atau heteroskedastisitas bukan sebagai suatu masalah, tetapi justru dapat digunakan untuk pemodelan dan peramalan. *Mean model* yang digunakan pada penelitian ini yaitu dengan proses ARIMA. Terdapat  $e_t$  yang merupakan residual model ARIMA terbaik. Bentuk umum ARCH/GARCH sebagai berikut (Ding, 2011) :

Persamaan rata-rata (*mean model*) ARIMA:  

$$Y_t = \mu + \beta_p Y_{t-p} + e_t - \alpha_q e_{t-q} + v_t$$
 atau dapat ditulis dengan  $Y_t = x_t \gamma + \varepsilon_t$ . (6)

Persamaan varian (*variance model*):  

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=p}^p \alpha_i e_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$
 (7)

Pengaruh kondisi *variance* pada model GARCH di sisi positif dan negatif merupakan simetris. Model GARCH tidak mampu menjelaskan *leverage effects* pada data. Padahal beberapa kasus data keuangan banyak terdapat perubahan volatilitas data ketika terjadi pergerakan nilai atau disebut juga sebagai pengaruh keasimetrisan.

**EFEK ARCH (LEVERAGE EFFECT)**

Menurut Ekananda (2016), *leverage effect* yaitu fenomena melonjaknya volatilitas akibat turun atau naiknya suatu data runtun waktu. Asumsi yang dipenuhi dalam regresi linear adalah bahwa residual pada data harus memiliki *variance* yang konstan yaitu  $\sigma^2$  atau dengan kata lain bersifat homoskedastisitas. Residual yang tidak konstan yaitu  $\sigma_t^2$  maka bersifat heteroskedastisitas.

Pengujian dapat dilakukan salah satunya dengan uji ARCH-*Leverage Multiplier* (ARCH-LM). Hipotesis yang perlu dipenuhi sebagai berikut:

- $H_0$ : tidak terdapat efek ARCH
- $H_1$ : terdapat efek ARCH

Menurut Ding (2007), statistik Uji ARCH-LM sebagai berikut:

$$LM = nR^2 \tag{8}$$

Tingkat signifikansi pada uji ARCH-*Leverage Multiplier* (ARCH-LM) sebesar  $\alpha = 5\%$ . Kriteria uji yaitu tolak  $H_0$  jika *P-value* < 0.05 dan terima  $H_0 \geq 0.05$ .

**RESIDUAL**

Menurut Sungkawa (2009), residual dalam regresi linier merupakan selisih dari nilai prediksi dan nilai sebenarnya. Nilai pengamatan terletak dalam garis regresi maka nilai residual sama dengan nol. Jika nilai residu yang jauh dari nol maka perlu dilakukan uji normalitas untuk pengamatan bentuk sebaran dengan residu terkecil. Uji normalitas dapat dilakukan dengan berbagai cara, namun pada penelitian ini pengecekan hanya dilakukan dengan uji Ljung-Box-Pierce. Adapun persamaan Ljung-box sebagai berikut (Sadik, 2015):

$$Q^* = n(n + 2) \sum_{i=1}^k \left( \frac{\hat{\gamma}_{e(k)}^2}{n-k} \right) \tag{9}$$

Menurut Sadik (2015), secara analitik uji ini dapat digunakan untuk memeriksa asumsi kebebasan antar  $e_t$  (*independence*) berdasarkan autokorelasi

pada  $e_t$ . Adapun hipotesis yang harus dipenuhi, yaitu:

- $H_0$  : antar  $e_t$  tidak berkorelasi
- $H_1$  : antar  $e_t$  berkorelasi

Apabila  $H_0$  diterima maka dapat dikatakan bahwa model yang digunakan layak.

**EFEK ASIMETRIS**

Menurut Tsay (2005), sifat asimetris atau disebut *leverage effect* merupakan perbedaan kecenderungan pada kenaikan atau penurunan harga pada data periode tertentu. Pada umumnya kasus data keuangan sering terjadi fluktuasi atau kondisi ini bersifat asimetris terhadap volatilitas..

Pada penelitian ini pengujian efek asimetris dilakukan dengan *Sign Bias Test*. Pengujian dilakukan untuk pengidentifikasian terhadap model apakah pada residual terdapat efek asimetris pada volatilitas. Statistik uji efek asimetris dengan *Sign Bias Test* berdasarkan persamaan berikut (Laila, 2018):

$$\hat{a}_t^2 = \varphi_0 + \varphi_1 S_{t-1}^- + \varphi_2 S_{t-1}^- \hat{a}_{t-1} + \varphi_n S_{t-1}^+ \hat{a}_{t-1} + e_t \tag{10}$$

$$S_{t-1}^+ = 1 - S_{t-1}^- \tag{11}$$

Adapun hipotesis uji yang perlu dipenuhi yaitu:

- $H_0$ :  $\varphi_0 = \varphi_1 = \varphi_2 = \varphi_3 = 0$  (residual bersifat simetris)
- $H_1$ : Paling tidak ada satu  $\varphi \neq 0$  (residual bersifat asimetris)

Kriteria pengujian yaitu terima  $H_0$  jika *P-value* < 0.05 dan tolak  $H_0 > 0.05$ . Taraf signifikansi yaitu  $\alpha = 5\%$ .

**MODEL APARCH (ASYMMETRIC POWER AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSEDASTICITY)**

Menurut Ding (2011), model APARCH merupakan salah satu model tipe ARCH yang paling menjanjikan terkait fenomena volatilitas. Model APARCH mempunyai koefisien asimetris yang meningkatkan dua parameter berdasarkan model GARCH terbaik. Parameter tersebut berguna untuk mengatasi *leverage effect* dalam perhitungan kurs. Persamaan model APARCH ( $p, q$ ) dapat ditulis dengan (Ding, 2011) :

$$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i (|e_{t-i}| - \gamma_i e_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j (\sigma_{t-j})^\delta \tag{12}$$

**MODEL TGARCH (TRESHOLD GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY)**

Menurut Ekananda (2016), yang menjadi hipotesis nol pada estimasi ini yaitu nilai harian kurs sebagai data yang asimetris. Formulasi model TGARCH ( $p, q$ ) dapat ditulis sebagai berikut (Ekananda, 2016):

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p [\alpha_i |e_{t-i}| + \gamma_i I_{e_{t-i} < 0} e_{t-i}] + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \tag{13}$$

**MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR (MAPE)**

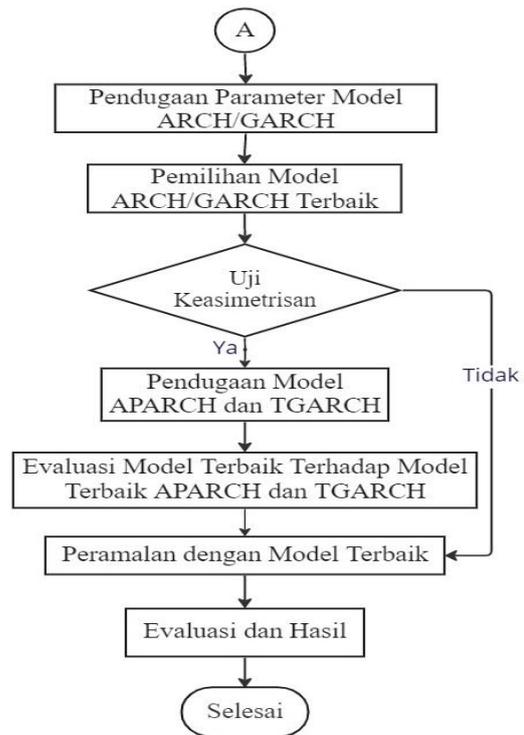
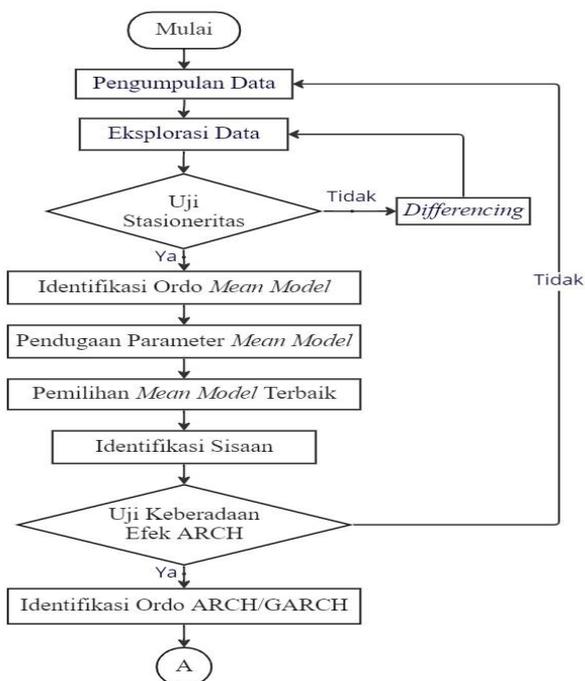
MAPE adalah ukuran ketepatan relatif yang digunakan untuk mengetahui persentase penyimpangan hasil pendugaan. Adapun formulasi MAPE sebagai berikut (Agustini *et al.*, 2018) :

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \tag{14}$$

**METODE**

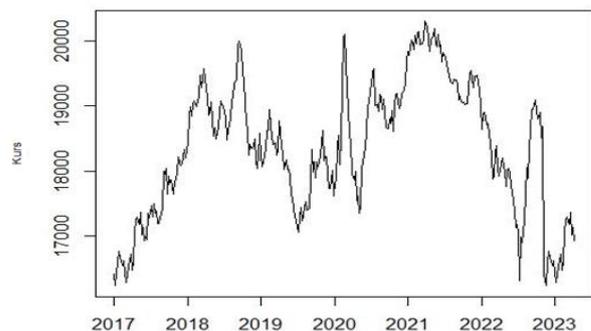
Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder. Data diakses dari situs *website id.investing.com* yaitu data periode mingguan kurs GBP terhadap IDR dimulai dari 1 Januari 2017 – 15 Januari 2022. Data akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%.

Penelitian ini menggunakan *software* Rstudio dalam proses analisis data. Berikut diagram alur yang menyajikan tahapan analisis.



**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Eksplorasi data awal dilakukan dengan merubah data menjadi data runtun waktu. Hasil eksplorasi data disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Data *time series* kurs GBP terhadap IDR

Pada Gambar 1 diperlihatkan bahwa data kurs GBP terhadap IDR mengalami fluktuasi dan cenderung memiliki nilai rataan yang tidak tetap, atau terindikasi data tidak stasioner terhadap rataan. Hal ini dapat dipastikan dengan pengujian kestasioneran menggunakan uji ADF.

**UJI KESTASIONERAN**

Ketika hasil uji tidak stasioner maka dilakukan *differencing*. Setelah data melalui proses *differencing*,

selanjutnya kembali dilakukan pengujian kestasioneran. Hasil uji kestasioneran dapat disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Uji Kestasioneran

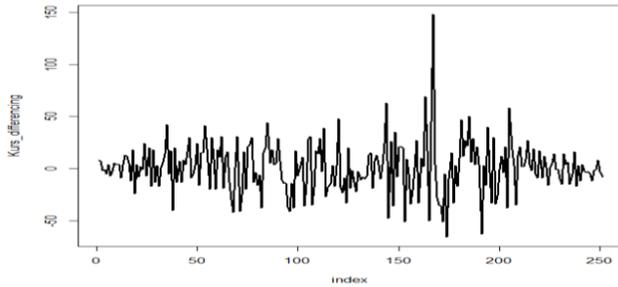
Uji Kestasioneran	P-value	Deskripsi
Pada level $I(0)$	0.2*	Tidak Stasioner
Difference $I(1)$	0.01**	Stasioner

Keterangan :

\*Tidak signifikan dengan batas taraf 5%

\*\*Signifikan dengan batas taraf 5%

Berdasarkan Tabel 1, data dilakukan differencing hanya satu kali. Pada differencing pertama data sudah langsung stasioner terhadap rata-rata yaitu menghasilkan P-value lebih kecil dari taraf signifikan. Berikut plot data yang telah melalui proses differencing akan disajikan pada Gambar 2.

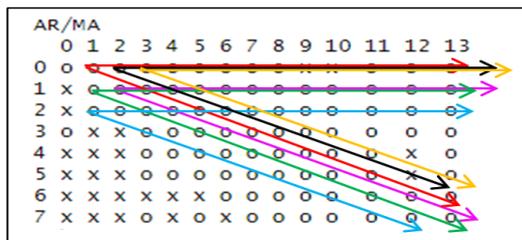


Gambar 2. Data stasioner pada rata-rata

Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa data yang telah melalui proses differencing sudah stasioner terhadap rata-rata.

MEAN MODEL

Mean model yang digunakan pada tahapan ini melalui proses ARIMA, karena sebelumnya data sudah terdiferensiasi. Berikut plot EACF disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Pola EACF

Berdasarkan Gambar 3, kandidat ordo mean model yang dihasilkan dari pola EACF terdapat banyak kemungkinan. Pengujian diambil sebanyak enam sampel uji yang akan digunakan sebagai ordo

yaitu ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,1), ARIMA (2,1,1), ARIMA (0,1,2), ARIMA (1,1,2), dan ARIMA (0,1,3).

Pemilihan mean model terbaik berdasarkan nilai BIC terkecil. Hasil perbandingan untuk setiap parameter mean model dapat disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Mean Model Tentatif

No	Model	Parameter	Koefisien	BIC
1.	ARIMA (0,1,1)	$\theta_1$	0.0898334	23.94528
2.	ARIMA (1,1,1)	$\phi_1$	-0.1658951	29.296
		$\theta_1$	0.2545793	57
3.	ARIMA-GARCH (2,1,1)	$\phi_1$	0.0436692	29.353
		$\phi_2$	-0.0335916	84
		$\theta_1$	0.0436038	
4.	ARIMA (0,1,2)	$\theta_1$	0.0868884	34.824
		$\theta_2$	-0.0242484	3
5.	ARIMA (1,1,2)	$\phi_1$	0.030192	34.775
		$\theta_1$	0.056856	16
		$\theta_2$	-0.026982	
6.	ARIMA (0,1,3)	$\theta_1$	0.0887737	34.805
		$\theta_2$	-0.0242204	52
		$\theta_3$	-0.0085384	

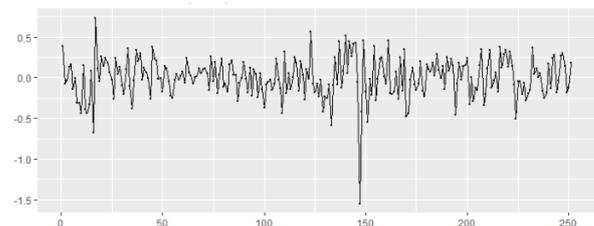
Pada Tabel 2 ditunjukkan bahwa model terbaik yaitu model ARIMA(0,1,1) dengan nilai BIC paling kecil dibandingkan model lainnya. Mean model terbaik yang akan digunakan menghasilkan model ARIMA(0,1,1) dapat dituliskan

$$Y_t = 0.0040537 + Y_{t-1} + 0.0898334r_{t-2} + e_t$$

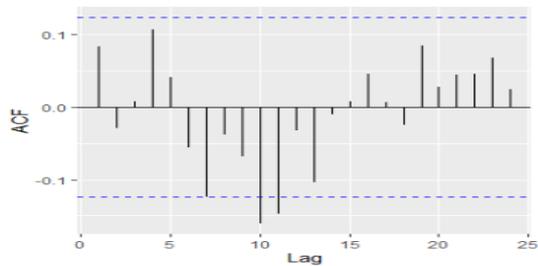
Dari model di atas,  $Y$  merupakan nilai kurs GBP terhadap IDR pada waktu  $t$ , dan  $e_t$  merupakan residual yang dihasilkan model pada waktu  $t$ .

IDENTIFIKASI RESIDUAL

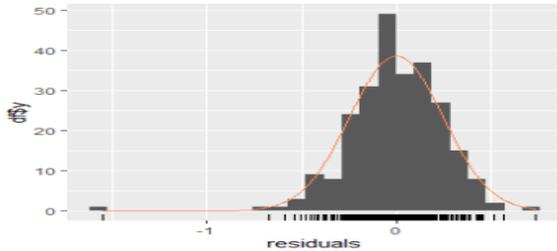
Identifikasi residual dilakukan dengan uji Ljung-Box. P-value yang diperoleh dari hasil uji Ljung-Box pada lag ke 45 sebesar 0.8581 atau P-value > tingkat signifikansi  $\alpha = 0.05$ . Dapat disimpulkan bahwa residual telah memenuhi asumsi independen, atau ditunjukkan bahwa residual model telah memenuhi asumsi non autokorelasi. Eksplorasi hasil identifikasi residual secara visual dapat disajikan pada Gambar 4.



(a) Plot stasioneritas pada residual



(b) Plot ACF residual



(c) Diagram histogram residual

Gambar 4. Eksplorasi data residual *mean model*

Berdasarkan Gambar 4(a), residual pada *mean model* sudah stasioner pada nilai rata-rata, tetapi masih terdapat adanya ketidaksamaan pada ragam sehingga hal ini menggambarkan adanya kondisi heteroskedastisitas pada residual model. Pada Gambar 6(b) terdapat pola *cut-off* pada lag sepuluh dan sebelas, residual pada *mean model* tersebut telah memenuhi asumsi non autokorelasi. Gambar 6(c) menghasilkan pola simetris menyerupai pola lonceng sehingga residual berdistribusi normal. Gambar 6 menunjukkan bahwa terdapat kondisi heteroskedastisitas dimana keberadaan efek ARCH ini dapat diperiksa.

UJI KEBERADAAN ARCH

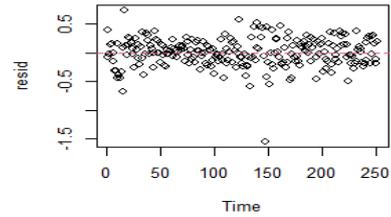
*Mean model* terbaik yang didapatkan yaitu ARIMA(0,1,1). Kemudian *Mean model* akan dilakukan uji heteroskedastisitas atau efek ARCH pada model tersebut. Hasil uji ARCH-LM disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. ARCH-LM test

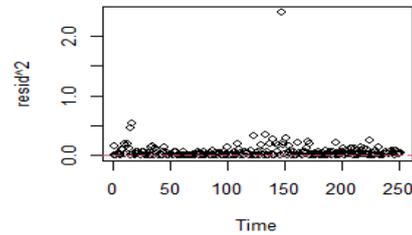
No	Lag	LM	P-value
1.	4	144.94	0
2.	8	47.30	$4.89e - 8$
3.	12	26.41	$5.63e - 3$
4.	16	18.29	0.248
5.	20	12.59	0.859
6.	24	9.57	0.994

Berdasarkan Tabel 3, residual pada *mean model* terdapat pengaruh ARCH. Pengaruh ARCH dapat dilihat *P-value* dari *lag* yang dihasilkan tidak

homogen atau mengalami heteroskedastisitas. Berikut gambaran ragam residual yang tidak homogen disajikan pada Gambar 5.



(a) Ragam residual



(b) Ragam residual kuadrat

Gambar 5. Scatter plot ragam pada residual *mean model*

Berdasarkan Gambar 7 terlihat bahwa keduanya terdapat titik-titik yang menyebar dan tidak membentuk pola tertentu yang jelas, sehingga tidak terdapat hubungan antara kedua variabel tersebut. Pada Gambar 7(a) merupakan titik-titik penyebaran secara keseluruhan data ragam residual, sedangkan pada gambar 7(b) merupakan kondisi titik-titik yang jangkauannya diperluas pada nilai positif. Ternyata pada kedua kondisi tersebut terdapat *outlier* atau data ekstrim yang menjauhi nilai kebanyakannya. Hal ini mengindikasikan adanya heteroskedastisitas, sehingga model dapat dilanjutkan pada pemodelan GARCH.

PEMBENTUKAN MODEL GARCH (*variance model*)

Pendugaan parameter GARCH dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Hasil pendugaan untuk model GARCH menghasilkan bahwa model terbaik dipilih berdasarkan nilai BIC terkecil yaitu didapatkan model ARIMA-GARCH(1,1) dapat dituliskan sebagai berikut  $Y_t = 0.010897Y_{t-1} + e_t$  dan  $\sigma^2_t = 0.002597 + 0.035936e^2_{t-1} + 0.109719\sigma^2_t + 0.846846\sigma^2_{t-1}$ .

Dari model di atas,  $Y_t$  merupakan nilai kurs GBP terhadap IDR pada waktu  $t$ ,  $e_t$  merupakan residual yang dihasilkan model pada waktu  $t$ , dan  $\sigma^2_t$  merupakan *variance* residual yang dihasilkan model pada waktu  $t$ .

UJI KEASIMETRISAN

Pengujian keasimetrisan terhadap model ARCH-GARCH terbaik akan dilakukan dengan *sign bias test*. Hasil uji *sign bias test* disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. *Sign Bias Test*

	<i>t-statistic</i>	<i>P-value</i>
<i>Sign Bias</i>	1.2538	0.2115*
<i>Negative Sign Bias</i>	0.9798	0.3285*
<i>Positive Sign Bias</i>	0.7219	0.4713*
<i>Joint Effect</i>	5.2383	0.1552*

\* Tidak signifikan pada batas taraf 5%

Berdasarkan Tabel 4, dapat disimpulkan bahwa hasil uji keasimetrisan dengan *sign bias test* yaitu tolak  $H_0$  karena *P-value* yang dihasilkan semuanya bernilai lebih besar dari taraf signifikansi. Dalam hal ini pada model ARCH-GARCH(1,1) bersifat asimetris. Dari hasil uji maka akan dilanjut untuk pemodelan GARCH asimetris yaitu model APARCH dan TGARCH.

PEMBENTUKAN MODEL APARCH

Model APARCH dibentuk dengan adanya penambahan dua parameter sebagai koefisien asimetris dari model GARCH terbaik. Penambahan unsur *power* (pangkat)  $\delta$  dan  $\gamma$  sebagai parameter untuk menangkap simetri dari model.

Dari pengujian bahwa model APARCH terbaik yang didapat yaitu model APARCH(2,1) karena menghasilkan nilai BIC terkecil dibandingkan dengan model lainnya. Model APARCH(2,1) dapat dituliskan sebagai berikut  $Y_t = 0.019839Y_{t-1} + e_t$  dan  $\sigma^2_t = 0.062190 + 0.0461670e_t^2 + 0.066568e_{t-1}^2 + 0.174763\sigma^2 + 0.750286\delta + 1\gamma_t^2 + 0.726305\gamma_{t-1}^2 + 0.342589\delta$ .

PEMBENTUKAN MODEL TGARCH

Pembentukan Model TGARCH terdapat penambahan satu parameter sebagai koefisien asimetris dari model GARCH terbaik. Parameter uji yang ditambahkan pada model TGARCH yaitu penambahan  $I$  sebagai variabel *dummy* untuk menangkap simetri dari model.

Dari pengujian ditunjukkan bahwa model TGARCH terbaik yang didapat yaitu model TGARCH(1,1). Kriteria signifikansi pada parameter dapat dilihat dari nilai BIC terkecil yang dihasilkan.

Model TGARCH (1,1) memiliki nilai BIC paling kecil diantara yang lain sehingga model dapat dituliskan sebagai berikut  $Y_t = 0.013659Y_{t-1} + e_t$  dan  $\sigma^2_t = 0.079178 + 0.011827e_t^2 + 0.112280e_{t-1}^2 + 0.861481\sigma^2_{t-1} + 0.102599I_{t-1}$ .

EVALUASI MODEL TERBAIK

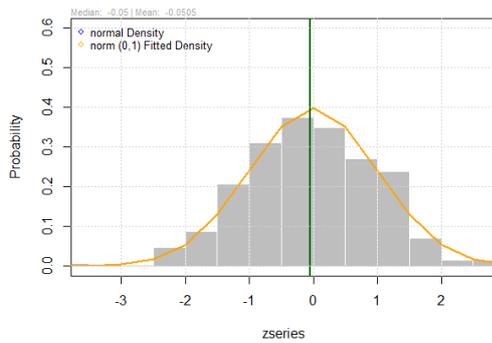
Dari setiap model APARCH dan TGARCH telah diperoleh model terbaiknya, maka selanjutnya akan dievaluasi dan dipilih salah satu dari kedua model tersebut berdasarkan nilai BIC terkecil. Pemilihan model terbaik dari masing-masing model APARCH dan TGRACH dapat disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Evaluasi model terbaik APARCH dan TGARCH

No	Model	Parameter	Pendugaan Parameter	BIC
1.	APARCH (2,1)	$\mu$	0.019839	0.038915
		$\omega$	0.062190	
		$\theta_1$	0.046167	
		$\alpha_1$	0.066568	
		$\alpha_2$	0.174763	
		$\beta_1$	0.750286	
		$\gamma_1$	1.000000	
		$\gamma_2$	0.726305	
2.	TGARCH (1,1)	$\mu$	0.013659	0.040276
		$\omega$	0.079178	
		$\theta_1$	0.011827	
		$\alpha_1$	0.112280	
		$\beta_1$	0.861481	
		$I_1$	0.102599	

Dari perbandingan kedua model berdasarkan Tabel 8 telah didapatkan bahwa model yang terbaik yaitu model APARCH(2,1). Kriteria signifikansi pada parameter dapat dilihat dari nilai BIC terkecil yang dihasilkan.

Model selanjutnya akan diuji apakah sisaan model memenuhi asumsi autokorelasi atau tidak. Uji dilakukan dengan tes Ljung-Box. Hasil uji menunjukkan *P-value* dari *lag* bernilai 0.825 atau *P-value* lebih dari 0.05, maka model memenuhi asumsi non autokorelasi. Model dikatakan baik jika residual dari model tersebut tidak berkorelasi, maka artinya sudah tidak ada efek ARCH. Residual model terbaik APARCH(2,1) dapat dilihat grafik *density* pada Gambar 6.



Gambar 6. *Density curve* residual model terbaik APARCH(2,1)

Dari Gambar 6, terlihat *density curve* seperti pola lonceng, dapat diartikan bahwa pola menunjukkan simetris atau model bersifat homoskedastisitas. Hal ini berarti model dapat dikatakan cukup baik untuk digunakan sebagai peramalan.

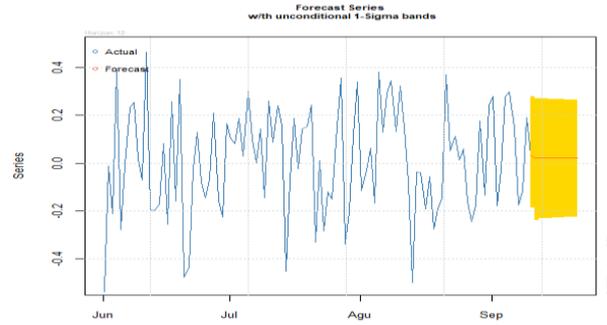
EVALUASI DAN HASIL PERAMALAN

Evaluasi model terbaik secara keseluruhan yaitu model APARCH(2,1) dan peramalan dilakukan dengan model tersebut. Hasil peramalan kurs GBP terhadap IDR untuk dua belas periode ke depan dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Data Akurasi dan Hasil Peramalan untuk kurs IDR terhadap GBP

Periode Mingguan	Data Validasi (Rp)	Hasil Peramalan
30 Okt 2022	17.898,6	18.072,41
6 Nov 2022	18.332,4	17.895,41
13 Nov 2022	18.640,1	18.356,9
20 Nov 2022	18.949,7	18.657,8
27 Nov 2022	18.952,7	18.967,7
4 Des 2022	19.095,7	18.956,73
11 Des 2022	18.932,2	19.106,73
18 Des 2022	18.798,4	18.929,07
25 Des 2022	18.829	18.797,16
1 Jan 2023	18.899,8	18.835,16
8 Jan 2023	18.510,2	18.907,45
15 Jan 2023	18.676,3	18.496,84
MAPE		4.46977%

Dari hasil peramalan data validasi pada Tabel 9, diperoleh nilai MAPE sebesar 4.46977% atau nilai MAPE < 10%. Dapat dikatakan bahwa hasil peramalan yang diperoleh termasuk kedalam kategori keakuratan sangat baik. Plot dari hasil peramalan dengan penggunaan model APARCH(2,1) akan ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Peramalan

Gambar 7 merupakan hasil plot peramalan dengan penggunaan data uji untuk peramalan dua belas periode ke depan yang ditandai dengan pola warna kuning.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan pemodelan yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan bahwa evaluasi model terbaik dalam peramalan kurs GBP terhadap kurs IDR diperoleh model APARCH (2,1) dengan kriteria BIC sebesar 0.038915 yang lebih kecil dibandingkan model TGARCH(1,1) dengan nilai BIC sebesar 0.040276. Hasil peramalan dari evaluasi model terbaik diperoleh nilai MAPE < 10% yang berarti model memiliki kemampuan proyeksi terhadap data aktual kategori sangat baik.

SARAN

Penelitian selanjutnya dapat menambahkan variabel lain seperti faktor berpengaruh terhadap kurs seperti tingkat inflasi, perbedaan tingkat suku bunga, neraca perdagangan, utang pemerintah, stabilitas politik, pertumbuhan ekonomi, atau faktor berpengaruh lainnya. Selain itu, bagi penelitian selanjutnya dapat juga membandingkan model asimetris lainnya seperti menggunakan (*Glosten, Jaganathan, and Runkle*) GJR-GARCH, *Periodic GARCH, Integrated GARCH*, dan masih banyak jenis model GARCH asimetris lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

Agustini, R., Hajarisman, N., Sunendiari, S. 2018. Kriteria Pemilihan Model Peramalan Terbaik Berdasarkan Kriteria Informasi. *Jurnal Prosiding Statistika*. 4(1). <http://dx.doi.org/10.29313/.v0i0.9679>

- Anisa, A., Himawan, H. 2007. Penggunaan GARCH dalam Pemodelan Data Nilai Tukar IDR terhadap USD. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*. 3(2): 60-69.
- Cryer, J. D., Chan, K. S. 2008. *Time Series Analysis with Application with R*, Second Edi. New York: Springer Science plus Business, LLC. 149-315.
- Ding, D. 2011. *Modeling of Market Volatility with APARCH Model*. Uppsala. 3-25.
- Ekananda, M. 2016. *Analisis Ekonometrika Time Series Edisi 2*. Bogor. Mitra Wacana Media.
- Hella, H. 2003. *On Robust ESACF Identification of Mixed ARIMA Models*. Helsinki: Bank of Finland.
- Hogg, R. V., McKean, J. W., Craig, A. T. 2013. *Introduction to Mathematical Statistics Seventh Edition*. New York: Pearson Education, Inc. 30-39.
- IDX Channel. 2022. 9 Mata uang Tertinggi di Dunia. <https://www.idxchannel.com/economics/9-mata-uang-tertinggi-di-dunia-rupiah-termasuk> [diakses Maret 2022]
- Investing.com. 2023. Kurs GBP/IDR Pound Inggris Rupiah Indonesia. <https://id.investing.com/currencies/gbp-idr> [diakses 15 Januari 2023]
- Julia, A., Wahyuningsih, S., Hayati, M. N. 2018. Analisis Model Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (TGARCH) dan Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (EGARCH) (Studi Kasus: Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) pada Januari 2011 sampai dengan Juni 2017). *Jurnal Eksponensial*. 9(2): 127 - 136.
- Khairunnisa, A., Sunendiari, S. 2020. Perbandingan Model Exponential GARCH dan GJsten Jaganathan Runkle GARCH dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat. *Jurnal Prosiding Statistika*. 6(2). <http://dx.doi.org/10.29313/.v6i2.22984>
- Krugman, Paul, R., Obstfeld, M., Melitz, M.J. 2012. *International Economics: Theory and Policy. Ninth Edition*. Boston: Pearson Education, Inc. 353-355.
- Laila, N.F. 2018. Perbandingan Prakiraan Return Kurs Dolar Australia terhadap Rupiah menggunakan Model Exponential GARCH dengan Model Threshold GARCH dalam Periode Bulanan dari Januari 2001 sampai dengan Agustus 2017. Skripsi. Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah, Jakarta.
- Long, T.J. 2020. Metode Maksimum Likelihood (Maximum Likelihood Estimation, MLE). <https://jagostat.com/statistika-matematika-2/metode-maksimum-likelihood> [diakses 4 Agustus 2022]
- Mubarokah, I. S., Fitrianto, A., Afendi F. M. 2020. Perbandingan Model Garch Simetris dan Asimetris Pada Data Kurs Harian. *Journal of Statistics and Its Application*. 4(4) : 627-637. <https://doi.org/10.29244/ijsa.v4i4.709>
- Nugraha, J. 2017. *Metode Maksimum Likelihood Dalam Model Pemilihan Diskrit*. Yogyakarta. 71-78.
- Rohaeti, E., Sumertajaya, I. M., Wigena, A. H., & Sadik, K. (2022). The Prominence of Vector Autoregressive Model in Multivariate Time Series Forecasting Models with Stationary Problems. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 16(4), 1313-1324. <https://doi.org/10.30598/barekengvol16iss4p1313-1324>
- Sadik, K. 2015. *Diagnostik Model Uji Ljung-Box-Pierce*. Departemen Statistika IPB. 1 - 2.
- Sari, L. K., Achsani, N. A., Sartono, B. 2017. Pemodelan Volatilitas Return Saham: Studi Kasus Pasar Saham Asia. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia*. 18(1): 35-52. <https://doi.org/10.21002/jepi.v18i1.717>
- Sari, L. K., Achsani, N. A., Sartono, B. 2017. Transmisi Volatilitas Return Saham Utama Global Ke Indonesia. *Buletin Ekonomi Moneter Dan Perbankan*. 20 (2): 229-256. <https://doi.org/10.21098/bemp.v20i2.813>
- Susanti, Mastur. Z., Mariani, S. 2016. Analisis Model Threshold GARCH dan Model Exponential GARCH pada peramalan IHSG. *Unnes Journal of Mathematics*. 5(1). <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- Tsay, R.S. 2005. *Analysis of Financial Time Series Second Edition*. Canada: A John Wiley and Sons, INC Publication. 24-133.