

## PEMODELAN GJR-GARCH PADA DATA KURS HARIAN RUPIAH TERHADAP DOLAR AMERIKA SAAT KRISIS EKONOMI

Dhea Aprilia Wulansari, Yundari, Shantika Martha

### INTISARI

*Kurs merupakan data keuangan suatu negara yang menunjukkan daya beli internasional pada negara yang bersangkutan. Krisis ekonomi global berdampak pada perekonomian yang berpengaruh terhadap kurs menjadi tidak stabil, sehingga mengakibatkan volatilitas dan biasanya memiliki variansi error yang tidak konstan (heteroskedastisitas). Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) adalah model deret waktu yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas. Namun, model GARCH mengabaikan efek asimetris pada volatilitas, sehingga dikembangkanlah model Glosten Jaganathan Runkle GARCH (GJR-GARCH) yang dapat menangkap pengaruh asimetris pada volatilitas. Penelitian ini menggunakan data kurs harian rupiah terhadap dolar Amerika saat krisis ekonomi yang terjadi pada awal tahun 2018 dan 2020. Tujuan penelitian ini untuk menyelidiki pengaruh asimetris terhadap volatilitas dan memodelkan GJR-GARCH pada return kurs. Hasil penelitian ini menunjukkan adanya pengaruh asimetris terhadap volatilitas karena error dari model GARCH(1,1) dengan MAPE sebesar 0,54% tidak berdistribusi normal. Sehingga model yang dapat digunakan adalah GJR-GARCH(1,1) dengan MAPE sebesar 0,39%. Model ini menghasilkan error yang white noise. Model ini juga, mengindikasikan terdapat guncangan negatif yang berpengaruh terhadap volatilitas pada return kurs. Hal ini berarti pelemahan rupiah (penguatan dolar AS) akan mengakibatkan volatilitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan penguatan rupiah (pelemahan dolar AS).*

**Kata Kunci :** kurs, krisis ekonomi, asimetris, GJR-GARCH

### PENDAHULUAN

Perbankan merupakan lembaga yang mempunyai peranan sangat penting dalam sistem keuangan suatu negara. Krisis ekonomi merupakan keadaan yang mengacu pada kondisi perekonomian yang mengalami penurunan yang cukup tajam. Krisis ekonomi yang baru terjadi pada awal tahun 2020 ini, membuat Indonesia kembali mengalami lonjakan tinggi pada grafik perekonomian sehingga mengakibatkan volatilitas, disebabkan karena adanya virus Covid-19 yang masuk ke Indonesia sehingga keadaan nilai tukar rupiah tidak stabil [1]. Nilai tukar mata uang suatu negara menunjukkan daya beli internasional negara yang bersangkutan, sehingga perubahan di dalam nilai tukar mata uang menunjukkan perubahan daya beli negara tersebut [2].

Volatilitas adalah besarnya jarak antar fluktuasi naik turunnya nilai tukar dan juga ukuran statistik yang mengukur tingkat variansinya. Volatilitas yang tinggi ditunjukkan oleh suatu tahap dimana fluktuasinya relatif tinggi, adanya volatilitas yang tinggi sulit untuk dilakukan estimasi dan prediksi untuk dimasa yang akan datang. Estimasi yang dilakukan terhadap data finansial tanpa melihat tingkat volatilitas yang berubah-ubah dari waktu ke waktu rentan akan mengalami kesalahan. Maka dari itu penting untuk dilakukan estimasi volatilitas dalam pengambilan keputusan [3].

Pemodelan volatilitas yang biasa digunakan adalah *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) atau *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Pada model ARCH dan GARCH mengasumsikan bahwa nilai *error* memberikan pengaruh yang sama terhadap volatilitasnya. Namun pada faktanya, data deret waktu justru menunjukkan fenomena ketidaksimetrisan dengan nilai *error* terhadap volatilitasnya [4]. Oleh karena itu, dapat dimodelkan dengan pengembangan metode GARCH asimetris yaitu *Glosten Jaganathan Runkle GARCH* (GJR-GARCH). Model GJR-GARCH merupakan salah satu tipe dari model GARCH, yang dinamai sesuai

dengan nama penemunya yaitu Glosten, Jagannathan dan Runkle pada tahun 1993. Model ini pada dasarnya adalah modifikasi dari model GARCH dengan tambahan parameter untuk mendeteksi pengaruh asimetris pada volatilitas [4]. Pada penelitian ini menggunakan data *return* nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika dari tanggal 1 Oktober 2017 sampai dengan 30 September 2020 untuk melihat model GJR-GARCH dan pengaruh asimetris pada saat krisis ekonomi terhadap volatilitas. Berikut rumus *return*,  $Y(t)$  didefinisikan sebagai berikut [5]:

$$Y(t) = \ln\left(\frac{R_t}{R_{t-1}}\right) = \ln[R_t] - \ln[R_{t-1}] \quad (1)$$

dimana  $R_t$  merupakan nilai kurs pada waktu ke- $t$  dan  $R_{t-1}$  merupakan nilai kurs pada waktu  $t - 1$ .

### MODEL DERET WAKTU

Pada penelitian ini menggunakan model *Box Jenkins* yaitu model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) Secara matematis proses ARMA dengan orde (p,q) dapat diberikan formulasi sebagai berikut [6]:

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

dimana  $\phi_i$  merupakan parameter AR (*Autoregressive*) berorde  $p$  dengan  $i = 1, 2, \dots, p$  dan  $\theta_j$  adalah parameter MA (*Moving Average*) berorde  $q$  dengan  $j = 1, 2, \dots, q$ . Pada pemodelan deret waktu diasumsikan bahwa data harus stasioner. Pengujian stasioneritas yang sering digunakan adalah menggunakan uji akar unit (*unit roots test*). Data deret waktu dikatakan stasioner apabila tidak mengandung akar unit. Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) seringkali digunakan untuk mendeteksi apakah data stasioner atau tidak. Adapun formulasi uji ADF sebagai berikut [7]:

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3)$$

dimana  $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ ,  $\varepsilon_t$  adalah *error* yang *white noise*, dan  $\rho$  merupakan parameter yang diestimasi. Hipotesis yang diuji adalah:

$H_0 : \rho = 0$  terdapat akar unit / data tidak stasioner

$H_1 : \rho < 0$  tidak terdapat akar unit / data stasioner

Uji yang dilakukan untuk mengetahui apakah sebuah data deret waktu bersifat stasioner atau tidak adalah dengan melihat nilai  $\tau$ -statistik dari estimasi  $\rho$ . Adapun persamaan matematisnya yaitu sebagai berikut:

$$\tau = \frac{\rho}{Se(\hat{\rho})} \quad (4)$$

kriteria ujinya adalah jika nilai  $\tau$ -statistik lebih besar dari  $\tau$ -tabel atau nilai probabilitas  $< \alpha$  maka hipotesis  $H_0$  ditolak, berarti tidak terdapat akar unit atau data stasioner [7].

### SIFAT HETEROSKEDASTISTAS

Biasanya, untuk mengecek ada tidaknya efek heteroskedastisitas, dapat dilakukan menggunakan statistik uji *Lagrange Multiplier* (LM). Pengujian ini dilakukan dengan cara meregresikan *error* kuadrat sampai lag ke- $m$  sehingga membentuk persamaan regresi [8]:

$$\varepsilon_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^m \lambda_i \varepsilon_{t-i}^2 + e_t \tag{5}$$

dimana  $\varepsilon_t^2$  merupakan *error* kuadrat dari model ARMA dengan  $\omega$  sebagai konstanta dan  $\lambda_i$  adalah parameter yang diestimasi serta  $e_t$  merupakan galat dari regresi.

Hipotesis dengan pengujian ARCH-LM adalah:

$H_0$  :  $a_i = 0$  untuk  $i = 1, 2, \dots, m$  ( tidak ada efek heteroskedastisitas )

$H_1$  : minimal ada satu  $a_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, m$  ( terdapat efek heteroskedastisitas )

adapun statistik uji nya yaitu:

$$LM = nR^2 \tag{6}$$

dimana  $n$  merupakan banyaknya observasi dan  $R^2$  menunjukkan nilai koefisien determinasi dalam regresi dari *error* kuadrat sampai lag ke- $m$ . Tolak hipotesis nol jika  $LM > \chi^2_{(\alpha, m)}$ , dan nilai probabilitas kurang dari  $\alpha$  yang berarti terdapat heteroskedastisitas pada *error*.

Pada data yang terdapat efek heteroskedastisitas dapat dimodelkan dengan model ARCH dan GARCH. Model GARCH adalah salah satu model deret waktu yang dapat digunakan untuk menggambarkan sifat dinamik fungsi volatilitas (standar deviasi) dari data. Model GARCH(u,v) diberikan model sebagai berikut [9]:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^u \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^v \beta_j \sigma_{t-j}^2 \tag{7}$$

dimana  $\sigma_t^2$  adalah variansi *error* pada waktu ke- $t$ ,  $\omega$  adalah konstanta,  $\alpha_i$  merupakan parameter ARCH berorde  $u$  dengan  $\varepsilon_{t-i}^2$  adalah *error* waktu yang lalu dan  $\beta_j$  merupakan parameter GARCH berorde  $v$  dengan  $\sigma_{t-j}^2$  variansi *error* waktu yang lalu.

**MODEL GJR-GARCH**

Pada hasil pemodelan GARCH biasanya memiliki *error* yang tidak simetris. Jadi, untuk melihat apakah terdapat pengaruh asimetris atau tidak, dapat dideteksi dengan uji normalitas *error* menggunakan uji *Jarque-Bera*. Hipotesis yang diuji adalah:

$H_0$  : *error* berdistribusi normal

$H_1$  : *error* tidak berdistribusi normal

dengan statistik uji yang digunakan:

$$JB = \left[ \left( \frac{n}{6} \right) S^2 + \left( \frac{n}{24} \right) (K - 3)^2 \right] \tag{8}$$

dimana  $JB$  adalah *Jarque-Bera*,  $n$  adalah banyaknya data ,  $S^2$  adalah *skewness* dan  $K$  adalah *kurtosis*. Jika nilai  $JB$  lebih besar dari nilai tabel  $\chi^2_{(\alpha, n)}$  atau probabilitasnya kurang dari 5% maka  $H_0$  ditolak berarti *error* tidak berdistribusi normal. Nilai *error* yang tidak berdistribusi normal juga mengindikasikan adanya respon volatilitas yang asimetris [10]. Sehingga, dapat dimodelkan menggunakan model GJR-GARCH.

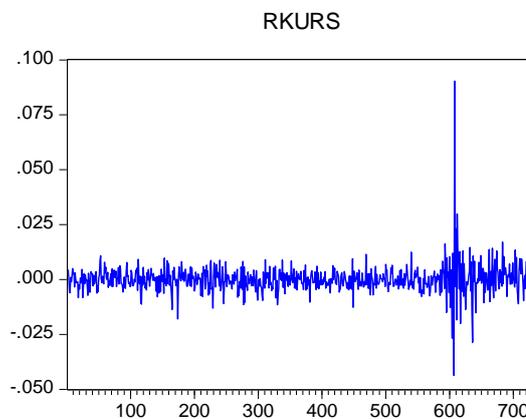
GJR-GARCH merupakan salah satu tipe dari model GARCH, yang dinamai sesuai dengan nama penemunya yaitu Glosten, Jagannathan dan Runkle. Model GJR-GARCH pada dasarnya adalah modifikasi dari model GARCH dengan tambahan parameter untuk merespon pengaruh asimetris. Model GJR-GARCH(u,v) dapat dinyatakan sebagai berikut [11]:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^u \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^v \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \gamma_i I_{t-i} \varepsilon_{t-i}^2 \quad (9)$$

dimana  $I$  adalah peubah *dummy*, bernilai 1 apabila  $\varepsilon_{t-1} < 0$  dan bernilai 0 jika  $\varepsilon_{t-1} > 0$ . Model tersebut menyatakan guncangan negatif dan guncangan positif mempunyai efek yang berbeda terhadap *conditional variance*. Efek *leverage* terdeteksi pada model jika  $\gamma_i$  bernilai positif.

## STUDI KASUS

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat pada tanggal 1 Oktober 2017 sampai dengan 30 September 2020 dengan total pengamatan keseluruhan sebanyak 734 data. Berikut grafik *return* kurs dengan sumbu vertikal menunjukkan nilai *return* kurs dan sumbu horizontal menunjukkan waktu (hari):



**Gambar 1.** Grafik *return* kurs

Dapat dilihat dari Gambar 1 dapat dikatakan bahwa pola grafik *return* kurs menuju nol. Grafik yang menunjukkan adanya volatilitas dengan peningkatan yang drastis karena terjadinya krisis ekonomi sehingga variansi pada *return* kurs tidak bergerak dengan konstan (heterokedastisitas).

**Tabel 1.** Statistik Deskriptif

Statistik	Nilai
Mean	0,00000124
Maksimum	0,900376
Minimum	-0,43669
Kurtosis	3,310550
Skewness	59,38845

Pada Tabel 1 menunjukkan statistik deskriptif, dengan nilai *kurtosis* sebesar 3,310550, berarti nilai *kurtosis* yang lebih dari 3 menunjukkan bentuk data *return* yang sangat runcing sehingga tidak mengikuti sebaran normal dan nilai *skewness* sebesar 59,38845 berarti *skewness* pada data kurs menunjukkan nilai positif sehingga perubahan nilai *skewness* ini menunjukkan ketidaksimetrisan pada sebaran data.

Dalam penelitian ini model GJR-GARCH digunakan untuk melihat besarnya pengaruh asimetris terhadap volatilitas. Berikut tahapannya:

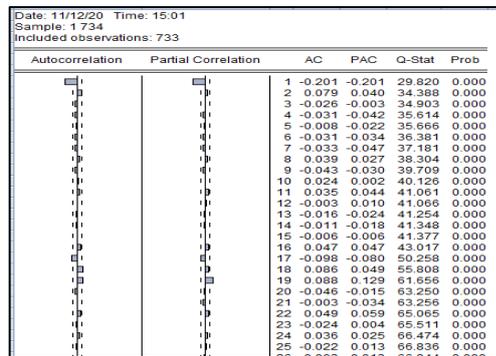
1. Hasil Uji Stasioneritas Data

**Tabel 2.** Hasil Uji Stasioneritas

	$\tau$ -statistic	Prob.
ADF Statistic	-33,12506	0,0000
1% level	-3,439056	
5% level	-2,865272	
10% level	-2,568813	

Hasil uji stasioneritas data pada Tabel 2 menunjukkan bahwa dari hasil uji ADF, nilai  $\tau$ -statistik <  $\tau$ -tabel dan probabilitas lebih kecil dari taraf nyata 5% sehingga dapat disimpulkan bahwa *return* kurs stasioner.

2. Pendugaan model ARMA dan mendeteksi heterokedastisitas



**Gambar 2.** Plot ACF dan PACF Return Kurs

Berdasarkan plot ACF dan PACF dari *return* kurs pada Gambar 2, dapat dilihat lag yang keluar dari garis *Bartlett* dan berada di luar selang kepercayaan adalah pada lag ke-1 dengan selang kepercayaan sebesar  $\pm 0,072345$ . Sehingga, terdapat 3 kemungkinan model ARMA yang dapat diduga untuk mendapatkan model terbaik yaitu AR(1), MA(1), dan ARMA(1,1).

**Tabel 3.** Pendugaan Model ARMA

Model	Parameter	Nilai-p	AIC	SC	RMSE
AR(1,0)	AR(1)	0,0000	-7,2891	-7,7203	0,00631
MA(0,1)	MA(1)	0,0000	-7,2849	-7,2661	0,00632
ARMA(1,1)	AR(1) MA(1)	0,0432	-7,2673	-7,2627	0,00631

Pada Tabel 3 model yang memiliki nilai AIC, SC, dan RMSE terkecil dan probabilitas kurang dari 0,05 adalah model AR(1). Sehingga, model terbaik yaitu model AR(1). Dari model terbaik tersebut, untuk melihat efek heteroskedastisitas (mengandung efek ARCH) pada *return* kurs dapat dilihat menggunakan pengujian ARCH *Lagrange Multiplier* (LM).

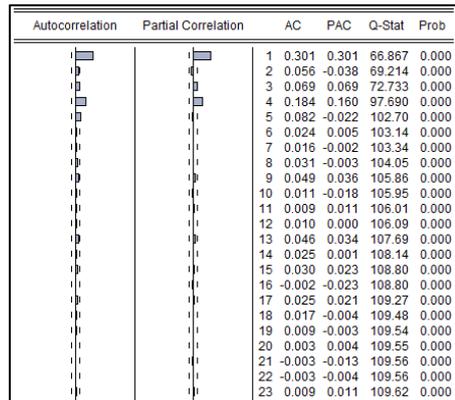
**Tabel 4.** Hasil Uji Heteroskedastisitas

Obs*R-square	64,90192
Prob. Chi-square	0,0000

Berdasarkan uji ARCH-LM pada Tabel 4 dapat dilihat nilai probabilitas kurang dari 0.05. Maka, terdapat efek heterokedastistas pada *error*. Sehingga, dapat dilakukan identifikasi menggunakan model GARCH.

3. Pemodelan GARCH

Pendugaan model GARCH dilakukan dengan menggunakan plot ACF dan PACF *error* kuadrat. Penentuan model terbaik dilihat dari lag AC dan PAC terpanjang. Gambar 3 merupakan plot ACF dan PACF *error* kuadrat:



Gambar 3. Plot ACF dan PACF Error Kuadrat

Berdasarkan Gambar 3, dapat dilihat lag terpanjang pada ACF dan PACF adalah lag 1, sehingga salah satu model GARCH yang dapat digunakan yaitu GARCH(1,1). Dengan demikian, untuk menguji signifikansi model, dapat dilakukan dengan uji signifikansi parameter.

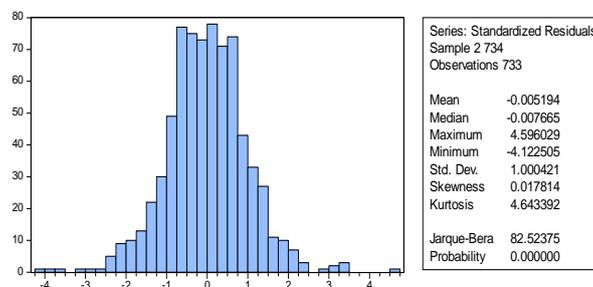
Tabel 5. Estimasi Parameter Model GARCH

Model	Parameter	Koefisien	Probabilitas
GARCH(1,1)	$\omega$	0,000123	0,0005
	$\alpha_i$	0,142143	0,0000
	$\beta_j$	0,821167	0,0000

Pada Tabel 5 menunjukkan bahwa nilai probabilitas pada semua parameter lebih kecil dari 0,05. Sehingga, dapat disimpulkan pada model GARCH(1,1) dinyatakan signifikan dan layak digunakan.

4. Pengujian Pengaruh Asimetris

Uji normalitas digunakan untuk memeriksa keberadaan pengaruh asimetris terhadap volatilitas. Pada pengujian normalitas error dari model GARCH(1,1) dilakukan menggunakan uji Jarque-Bera.



Gambar 4. Hasil Uji Normalitas Error

Berdasarkan uji Jarque-Bera pada Gambar 4, nilai probabilitas lebih kecil dari  $\alpha$  sehingga error tidak berdistribusi normal yang berarti return mengindikasikan adanya respon volatilitas yang asimetris. Maka pemodelan volatilitas tidak dapat menggunakan model GARCH(1,1). Dengan demikian, identifikasi model dapat menggunakan pemodelan GJR-GARCH.

5. Pemodelan GJR-GARCH

Tabel 6. Estimasi Parameter Model GJR-GARCH

Model	Parameter	Koefisien	Probabilitas
GJRGARCH (1,1)	$\omega$	0,000129	0,0007
	$\alpha_i$	0,088396	0,0013
	$\beta_j$	0,106123	0,0021
	$\gamma_i$	0.821034	0,0000

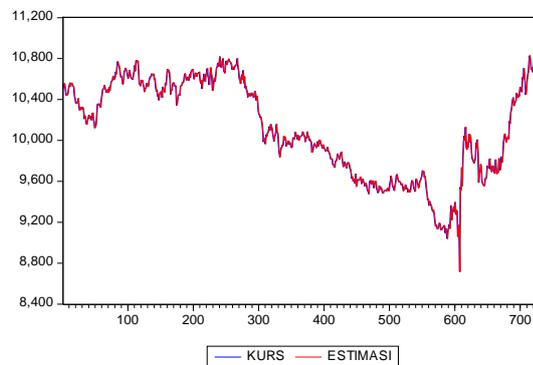
Berdasarkan Tabel 6 uji signifikansi parameter, model GJR-GARCH(1,1) semua parameternya signifikan. Sehingga, bentuk model GJR-GARCH(1,1) adalah sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 0,000129 + 0,088396\varepsilon_{t-1}^2 + 0,106123\sigma_{t-1}^2 + 0,821034I_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2$$

Untuk pemodelan GJR-GARCH, apabila  $\gamma_i$  bernilai positif dan signifikan maka terdeteksi efek *leverage*. Pada hasil model GJR-GARCH berpengaruh signifikan karena nilai probabilitas lebih kecil dari 5%, dengan pendugaan nilai koefisien  $\gamma_i = 0,0821034$  nilai tersebut menunjukkan adanya pengaruh asimetris karena  $\gamma_i \neq 0$  dan bernilai positif, hal ini membuktikan terdapat efek *leverage*, yang berarti guncangan negatif berpengaruh lebih besar terhadap volatilitas pada *return* kurs.

6. Estimasi Model GJR-GARCH

Estimasi model dilakukan dengan mengevaluasi indikator statistik untuk memenuhi kriteria model terbaik. Dengan melihat ketepatan nilai statistik evaluasi yaitu MAPE . Pada model GARCH(1,1) diperoleh nilai MAPE sebesar 0,54% dibandingkan dengan nilai MAPE model GJR-GARCH(1,1) sebesar 0,39% yang berarti nilai MAPE dari model GJR-GARCH lebih kecil. Dan juga dalam menghitung kriteria MAPE jika kurang dari 10% dianggap sangat baik. Sehingga model GJR-GARCH(1,1) memiliki kemampuan mengestimasi untuk kedepannya. Gambar 5 disajikan plot estimasi sebagai berikut:

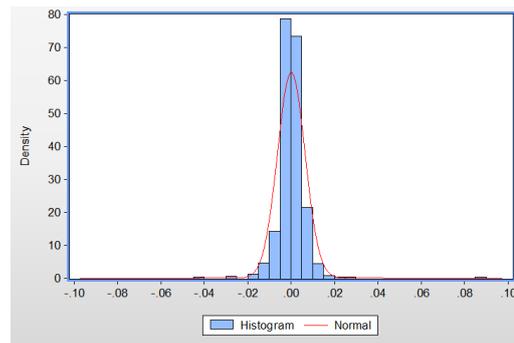


Gambar 5. Estimasi Model GJR-GARCH(1,1)

dengan melihat plot estimasi pada gambar 5 menunjukkan pola pergerakan yang hampir sama (mendekati) data asli, sehingga model GJR-GARCH(1,1) cocok digunakan untuk meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika untuk masa yang akan datang.

7. Validasi model GJR-GARCH(1,1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
0.034	0.034	1	-0.034	0.8741	
0.040	0.039	2	0.040	2.0534	0.152
-0.033	-0.030	3	-0.033	2.8600	0.239
-0.092	-0.095	4	-0.092	9.1520	0.027
-0.119	-0.023	5	-0.119	9.4148	0.052
-0.061	-0.057	6	-0.061	12.214	0.032
0.022	0.113	7	0.022	12.567	0.050
-0.030	0.035	8	-0.030	13.226	0.067
0.052	0.041	9	0.052	15.223	0.055
0.032	0.028	10	0.032	15.977	0.067
0.001	-0.001	11	0.001	15.978	0.100
0.012	0.004	12	0.012	16.085	0.138
-0.012	-0.000	13	-0.012	16.191	0.183
0.016	0.019	14	0.016	16.386	0.229
-0.038	-0.028	15	-0.038	17.447	0.233
0.033	0.032	16	0.033	18.271	0.249
-0.048	-0.042	17	-0.048	19.990	0.221
0.098	0.095	18	0.098	27.192	0.056
0.040	0.044	19	0.040	28.309	0.056
-0.057	-0.059	20	-0.057	30.837	0.042
0.003	-0.009	21	0.003	30.846	0.057
0.058	0.089	22	0.058	33.380	0.042
-0.021	-0.018	23	-0.021	33.709	0.053
0.029	0.029	24	0.029	34.347	0.080
-0.029	-0.026	25	-0.029	34.965	0.069
0.010	0.019	26	0.010	35.041	0.087
0.011	0.016	27	0.011	35.141	0.109
-0.040	-0.047	28	-0.040	36.387	0.107
0.081	0.078	29	0.081	41.418	0.049
-0.020	-0.001	30	-0.020	41.715	0.060



(a)

(b)

Gambar 6. (a) Correlogram Error (b) Histogram Normalitas Error

Berdasarkan hasil uji Q-Ljung Box dan uji normalitas *error* model GJR-GARCH(1,1) pada Gambar 6, Gambar (a) dapat dilihat banyak lag yang tidak melewati garis. Selain itu, jika ada nilai probabilitas (minimal satu) lebih besar dari  $\alpha$ , maka *error* bersifat *white noise*. Dan juga, dilihat pada Gambar (b) menunjukkan histogram normalitas *error* sisi kanan dan kirinya sudah terlihat sama rata (simetris) sehingga model berdistribusi normal. Dengan demikian, dapat disimpulkan model GJR-GARCH(1,1) layak digunakan.

## PENUTUP

Dari studi kasus yang telah dianalisis dengan model GJR-GARCH, maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Uji asimetris *error* GARCH(1,1) dengan nilai MAPE sebesar 0,54%, tidak berdistribusi normal maka terdapat pengaruh asimetris pada *return*.
2. Model yang menghasilkan parameter signifikan untuk memodelkan volatilitas adalah model GJR-GARCH(1,1). Berikut model GJR-GARCH(1,1) pada *return* kurs.

$$\sigma_t^2 = 0,000129 + 0,088396\varepsilon_{t-1}^2 + 0,106123\sigma_{t-1}^2 + 0,821034I_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2$$

Pada model GJR-GARCH(1,1) dengan nilai MAPE sebesar 0,39%,  $\gamma_i$  bernilai positif dan signifikan maka terdeteksi efek *leverage* (pengaruh asimetris) berarti guncangan negatif berpengaruh lebih besar terhadap volatilitas.. Hal ini berarti pelemahan rupiah (penguatan dolar AS) akan mengakibatkan volatilitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan penguatan rupiah (pelemahan dolar AS).

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Khairunisa, dan Sunendiari, S. Perbandingan Model *Exponential* GARCH dan *Glosten Jagannathan Runkle* GARCH dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat. *Jurnal Statistika*. 2020. 6(2): 96-104.
- [2] Sulistyowati, U., Tarno, dan Hoyyi, A. Pemodelan Kurs Mata Uang Rupiah terhadap Dolar Amerika menggunakan Metode Garch Asimetris. *Jurnal Gaussian*. 2015. 4(1): 151-160.
- [3] Hafizah, S. Z., Kusnandar, D., dan Martha, S. *Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity in Mean* untuk Meramalkan Volatilitas *Return* Saham. *Bimaster*. 2020. 9: 39-46.
- [4] Glosten, L. R., Jagannathan, R., dan Runkle, D. E. On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return of Stock. *The Journal of Finance*. 1993. 48(5):1779-1801.
- [5] Qudratullah. Perbandingan Berbagai Model Conditionally Heteroscedastic Time Series dalam Analisis Risiko Investasi Saham Syariah dengan Metode Value at Risk. *Jurnal Faurier*. 2013.2(1): 1-9.
- [6] Winarno, W.W. *Analisis Ekonometrika dan Statistik dengan Eviews*. UPPT STIM YKPN Yogyakarta; 2011.
- [7] Widarjono, A. *Ekonometrika Edisi Empat*. Yogyakarta: UPP STIM YKPN; 2017.
- [8] Nastiti, K. L., Agus, S. Analisis Volatilitas Saham Perusahaan Go Public dengan Metode ARCH-GARCH. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 2012. 1: D259-D264.
- [9] Olowe, dan Ayodeji, A. Oil price volatility global financial crisis and the month-of-the-year effect. *International Journal of Business and Management*. 2010: 5.
- [10] Amelia, Noor. Pemodelan Volatilitas Menggunakan Metode EGARCH pada Jakarta Islamic Index, *Jurnal Humaniora Teknologi*. 2017. 3(1): 33-39.
- [11] Dritsaki, C. An Empirical Evaluation in GARCH Volatility Modeling: Evidence from the Stockholm Stock Exchange. *Journal of Mathematical Finance*. 2017;7: 366-390.

DHEA APRILLIA WULANSARI : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak  
dheaaprillia@student.untan.ac.id

YUNDARI : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak  
yundari@math.untan.ac.id

SHANTIKA MARTHA : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak  
shantika.martha@math.untan.ac.id

---