

Perbandingan Model *Exponential* GARCH dan *Glosten Jaganathan Runkle* GARCH dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat

Khairunnisa*, Siti Sunendiari

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*khairunnisaica26@gmail.com, diarisunen22@gmail.com

Abstract. Exchange rates are financial data that contain time series elements. The unstable condition of the rupiah exchange rate movement resulted in volatility. Volatility makes the residual value less constant, which means that the residual variance will always change every time. To solve this problem, the ARCH model can be used. However, because financial data has an asymmetric element where the volatility response to a shock will be different, it can be overcome with the Asymmetric GARCH method. The purpose of this thesis is to compare the Asymmetric GARCH model in predicting the rupiah exchange rate for 3 months on weekdays. The data used is secondary data obtained from the Bank Indonesia website in the form of data on the rupiah exchange rate against the US dollar. In this study, a comparison of models and forecasting accuracy to the best model between EGARCH and GJR GARCH was conducted. The selected model is GJR GARCH (2.1) with a forecast of the highest rupiah exchange rate against the US dollar of Rp14,434.48 and the lowest exchange rate of rupiah against the US dollar of Rp14,405.18.

Keywords: EGARCH, Exchange rates, Forecasting, GJR GARCH.

Abstrak. Nilai tukar merupakan data keuangan yang mengandung unsur deret waktu. Kondisi yang tidak stabil dari pergerakan nilai tukar rupiah mengakibatkan adanya volatilitas. Volatilitas membuat nilai *residual* semakin tidak konstan yang berarti varians *residual* akan selalu berubah setiap waktu, untuk mengatasi masalah tersebut maka dapat menggunakan model ARCH. Namun karena data keuangan memiliki unsur keasimetrian dimana respon volatilitas terhadap suatu guncangan akan berbeda, maka dapat diatasi dengan metode GARCH Asimetris. Tujuan dari skripsi ini adalah untuk membandingkan model GARCH Asimetris dalam meramalkan nilai tukar rupiah selama 3 bulan pada hari kerja. Data yang digunakan adalah data sekunder yang didapatkan dari *website* Bank Indonesia yaitu berupa data nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS. Dalam penelitian ini dilakukan perbandingan model dan akurasi peramalan terhadap model terbaik antara EGARCH dan GJR GARCH. Model terpilih yaitu GJR GARCH(2,1) dengan peramalan nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS tertinggi sebesar Rp14.434,48 dan harga nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS terendah sebesar Rp14.405,18.

Kata Kunci: EGARCH, GJR GARCH, Nilai tukar, Peramalan.

1. Pendahuluan

Pada tahun 2018, Indonesia mengalami kembali krisis ekonomi global yang membuat grafik perekonomian melonjak tinggi yang mengakibatkan volatilitas. Akasyah (2017) mengemukakan bahwa belum pulih seutuhnya dari kejadian krisis moneter pada tahun 1998 dan 2008, ini kembali terjadi karena Indonesia dibayangi oleh situasi yang tidak menentu yakni rupiah berada dalam tekanan bahkan terdepresiasi lebih dari 3% terhadap Dolar AS pada akhir tahun 2017 yang menyebabkan nilai tukar pada tahun 2018 menjadi tidak stabil. Bermula dari pertumbuhan ekonomi yang melambat, penjualan ekspor turun sepanjang tahun dan utang Indonesia yang meningkat mencapai 4.038,8 triliun rupiah. Awal tahun 2020 keadaan nilai tukar rupiah menjadi tidak stabil karena adanya virus Covid-19 yang masuk ke Indonesia yang mengakibatkan nilai tukar rupiah naik mencapai Rp16.691,04.

Data Nilai tukar dikategorikan ke dalam data deret waktu dimana sederetan nilai suatu variabel yang dicatat berdasarkan waktu secara terus-menerus biasanya dalam interval waktu yang sama (Yanti, 2010). Sebagian besar data keuangan memiliki varians *residual* yang tidak konstan maka dapat diatasi dengan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH). Model ARCH disempurnakan oleh Tim Bollerslev yaitu model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) yang menyatakan bahwa varians *residual* tidak hanya tergantung dari *residual* masa lalu tetapi juga varians *residual* masa lalu.

Pada beberapa data keuangan akan dirubah menjadi data pengembalian yaitu data *return* hal ini terjadi karena terdapat perbedaan pada nilai respon volatilitasnya, respon tersebut biasanya dinamakan pengaruh asimetris. Cara mengatasi masalah perbedaan pada nilai respon volatilitas dalam kasus nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS yaitu dapat dimodelkan menggunakan metode pengembangan GARCH Asimetris. Model pengembangan GARCH Asimetris yaitu model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH) dan model *Glosten Jaganathan Runkle Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GJR GARCH). Berdasarkan uraian diatas, tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah:

1. Bagaimanakah kuantifikasi model EGARCH dan GJR GARCH untuk data nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS?
2. Bagaimana perbandingan akurasi model terbaik antara EGARCH dan GJR GARCH dalam meramalkan nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS selama 3 bulan pada hari kerja?

2. Landasan Teori

Nilai tukar rupiah merupakan harga dari suatu mata uang terhadap mata uang asing yang dapat dijadikan perbandingan. Nilai tukar merupakan data keuangan dimana data keuangan memiliki tiga sifat khusus yaitu terdapat ekor gemuk (*fat tails*), pengelompokkan volatilitas (*volatility clustering*) dan memiliki pengaruh keasimetrian (Untari, 2009). Data keuangan merupakan data deret waktu dimana pengujiannya bertujuan untuk memperoleh model yang sesuai dengan deret waktu yang diamati untuk selanjutnya, serta digunakan sebagai model peramalan deret untuk waktu yang akan datang. Data deret waktu dengan varians tidak konstan biasanya dinamakan data deret waktu dengan *heteroscedasticity* bersyarat (Ruppert, 2011).

Data deret waktu mempunyai rata-rata, varians dan kovarians yang konstan. Di dalam model ini tidak ada asumsi khusus tentang data historis dari deret waktu, tetapi menggunakan metode iteratif untuk menentukan model yang terbaik. Namun dalam kenyataannya dalam data deret waktu seringkali tidak stasioner namun stasioner pada proses differensi (*difference*). Seandainya data deret waktu yang digunakan tidak stasioner dalam level maka data tersebut kemungkinan menjadi stasioner melalui proses diferensi (*difference*). Model dengan data yang stasioner melalui proses *differencing* ini disebut model ARIMA. Selain dengan proses penurunan (*difference*) model ARIMA dapat menggunakan pengujian *Augmented Dickey Fuller* sebagai pengujian formal nya yaitu dengan persamaan sebagai berikut:

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})}$$

Model yang dapat digunakan untuk mengatasi varians residual yang tidak konstan

dalam data time series finansial adalah model ARCH(p) yang diperkenalkan pertama kali oleh Engle pada tahun 1982. Pada model ARCH(p), $\text{Var}(\varepsilon_t)$ sangat dipengaruhi oleh periode sebelumnya $(\varepsilon_t^2 - 1)$ (Khairunnisa,2019). Persamaan model ARCH(p) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \sigma_{t-p}^2$$

Model ARCH akan dilakukan pengujian menggunakan ARCH *Lagrange Multiplier* untuk mengetahui masalah heteroskedastisitas dalam *time series* yang dikembangkan oleh Engle.

Model ARCH dari Robert Engle ini kemudian dibuat model yang lebih umum bahkan disempurnakan oleh Tim Bollerslev yang dikenal sebagai GARCH. Kelebihan model GARCH dibandingkan dengan model ARCH adalah model ini mampu mengatasi volatilitas yang lebih banyak dimana menimbulkan penggunaan orde yang besar pada model ARCH. Bollerslev juga menyatakan bahwa varians *residual* tidak hanya tergantung dari *residual* kuadrat periode lalu tetapi juga varians *residual* periode lalu (Widarjono, 2013). Model GARCH(p,q) persamaannya sebagai berikut:

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

Model GARCH diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood* dengan menguji residual kuadrat yang sudah distandarisasi. Menurut Rosadi (2012), jika data tidak mengikuti distribusi normal $(0, \sigma_t^2)$ maka dapat menggunakan metode *Quasi Maximum Likelihood Estimation* (QMLE). QMLE masih tetap memanfaatkan metode *Maximum Likelihood* sebagai dasar untuk perhitungannya.

Model GARCH yang telah diuraikan di atas memiliki karakteristik respons volatilitas yang simetris terhadap guncangan. Dengan kata lain, sepanjang intensitasnya sama maka respon volatilitas terhadap suatu guncangan adalah sama, baik guncangan positif (*good news*) maupun negatif (*bad news*). Sifat asimetris pada volatilitas adalah relasi negatif antara *return* dan volatilitas. Volatilitas akan lebih tinggi jika *shock return* negatif dibandingkan dengan *shock return* positif pada besar *shock return* yang sama (Enderington dan Guan, 2009). Teori ini berkaitan dengan adanya sifat *leverage effect* yaitu volatilitas cenderung meningkat saat terjadi berita buruk (*bad news*) dan cenderung menurun saat terjadi berita baik (*good news*). Brook (2008) mengatakan bahwa secara formal pengujian asimetris dapat diuji dengan pengujian *sign* bias seperti persamaan regresi sebagai berikut:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \varphi_0 + \varphi_1 S_{t-1}^- + \varphi_2 S_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1} + \varphi_3 S_{t-1}^+ \hat{\varepsilon}_{t-1} + u_t$$

Model Exponential GARCH (EGARCH) dijelaskan oleh Nelson (1991) bahwa model ini dapat mengatasi beberapa kelemahan dari model GARCH dalam menangani masalah data keuangan. Kelebihan lain dibandingkan model ARCH/GARCH, yaitu parameter-parameter pada Exponential GARCH tidak perlu dibatasi untuk menjamin varians selalu positif. Hal ini dikarenakan bentuk persamaan dalam logaritma (Dritsaki, 2017). Persamaan nya seperti berikut:

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{j=1}^q \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^p \gamma_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right|$$

Pengaruh asimetris pada model ini dapat dilihat dari nilai parameter γ_i . Jika nilai parameter γ_i tidak sama dengan nol, hal ini menandakan bahwa adanya pengaruh asimetris pada data. Adanya efek leverage pada data dapat dilihat dari nilai parameter γ_i yang lebih kecil dari 0 yang berarti *bad news* menghasilkan volatilitas yang lebih besar daripada *good news*. (Angabini dan Wasiuzzaman, 2011).

Model GJR GARCH pertama kali diperkenalkan oleh Glosten Jaganathan dan Runkle pada tahun 1993. Model ini merupakan model GARCH Asimetris lainnya dengan maksud yang sama yaitu model ini dapat mengatasi beberapa kelemahan dari model GARCH, model ini akan dibedakan pengaruh dari sisaan positif maupun negatif. Model GJR GARCH(p,q) dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \gamma_i I_{t-1} \varepsilon_{t-i}^2$$

$$I_{t-1} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$$

Dengan adanya peubah dummy yaitu I_{t-1} , jika bernilai 1 apabila ε_{t-1} bernilai negatif dan jika bernilai 0 apabila ε_{t-1} bernilai positif. Model tersebut memiliki pengaruh yang berbeda terhadap varians bersyarat. Adanya efek leverage pada data dapat dilihat dari nilai parameter γ_i yang bernilai positif maka untuk *good news* memiliki pengaruh untuk α_i sedangkan untuk *bad news* memiliki pengaruh untuk $\alpha_i + \gamma_i$ (Dutta, 2014). Pada model GJR GARCH pengaruh *bad news* akan lebih besar dari pengaruh *good news*.

Peramalan menunjukkan perkiraan yang akan terjadi pada suatu keadaan tertentu, sehingga dapat dikatakan bahwa peramalan adalah memperkirakan sesuatu pada masa yang akan datang berdasarkan data masa lampau yang dianalisis secara ilmiah khususnya menggunakan metode statistika (Yanti, 2010). Sangat penting untuk melihat tingkat peramalan yang tepat dari hasil yang diperoleh terhadap model yang digunakan dengan melihat indikator ketepatan peramalan sebagaimana yang biasa digunakan yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Theil Inequality Coefficient* (*bias proportion, variance proportion, covariance proportion*) dan sebagainya.

3. Hasil Penelitian dan Pembahasan

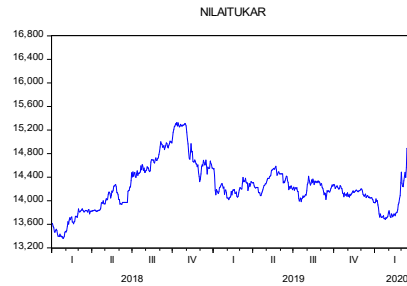
Data yang digunakan berupa data sekunder yang didapatkan dari *website* Bank Indonesia, dimana data ini merupakan hasil transaksi nilai tukar atau yang biasa disebut *kurs* jual mata uang Indonesia (IDR) terhadap mata uang Amerika Serikat (USD). Periode yang diambil berupa data harian dimulai dari tanggal 1 Januari 2018 sampai dengan 31 Maret 2020, dimana data nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS hanya diambil pada hari kerja sesuai ketentuan Bank Indonesia yang mengeluarkan peraturan JISDOR (*Jakarta Interbank Spot Dollar Rate*).

Semakin meningkatnya nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS di awal tahun 2020 akibat adanya virus Covid-19 yang masuk ke Indonesia yang membuat seluruh keadaan menjadi tidak stabil. Maka dari itu dilakukan peramalan selama 3 bulan pada hari kerja. Peramalan ini akan digunakan untuk melihat perkembangan nilai tukar atau *kurs* jual mata uang Indonesia (Rupiah) terhadap mata uang Amerika Serikat (USD) dengan menggunakan model EGARCH dan GJR GARCH. Proses analisis yang pertama yaitu melakukan deskripsi data.

Tabel 1. Deskripsi Data

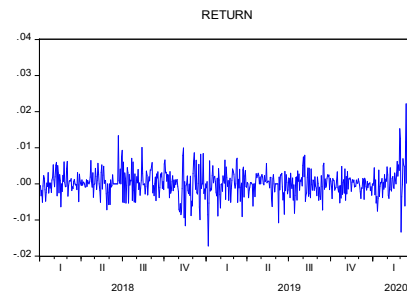
	Mean	Std. Dev.	Skewness	Kurtosis	Observations
NILAI TUKAR	14270.58	480.926	1.537104	7.89108	587

Nilai standar deviasi yaitu 480,926 dimana nilai tersebut menjelaskan bahwa dari awal data nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS tersebut memiliki pergerakan yang acak serta memiliki volatilitas pada data. Nilai *Skewness* atau kemiringan data sebesar 1,537104 yang berarti memiliki distribusi yang miring ke kanan (positif) karena nilai nya lebih besar dari 0 yang berarti data cenderung menumpuk pada nilai yang rendah. Untuk besarnya nilai *kurtosis* atau keruncingan yang digunakan untuk mengukur tingkat kepadatan sebaran yaitu sebesar 7,89108 yang artinya pada data ini menunjukkan nilai sebaran data yang cukup besar yang berarti sangat meruncing dan tidak mengandung distribusi normal karena batas distribusi normal untuk nilai *kurtosis* yaitu sebesar 3. Hal ini menunjukkan bahwa adanya gejala awal pada heteroskedastis sesuai dengan hasil dari pengujian deksriptif. Selanjutnya untuk eksplorasi data didapatkan grafik seperti berikut:



Gambar 1. Eksplorasi Data

Hasil dari grafik data nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS dapat dikatakan data berfluktuasi karena setiap tahunnya mengalami peningkatan dan penurunan, namun peningkatan disini berarti adanya pelemahan dari nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS. Karena ketika nilai tukar rupiah per Dolar AS semakin tinggi maka mata uang rupiah semakin lemah. Adanya fluktuasi dari data yang menunjukkan bahwa data tidak stasioner terhadap rata-rata dan varians, maka dilakukan transformasi log dan *difference* menjadi data return. Diperoleh hasil grafik seperti berikut:



Gambar 2. Tranformasi Log dan *Difference* Menjadi Data Return

Terlihat dari grafik diatas bahwa data sudah stasioner, untuk memastikan nya dapat dilakukan pengujian formal menggunakan *Augmented Dickey Fuller*.

Tabel 2. pengujian formal menggunakan Augmented Dickey Fuller

	t-statistic	probability
<i>Augmented Dickey-Fuller</i>	-18.5405	0.0000
Test Critical values 10% level	-3.1312	

Dengan α sebesar 10% didapatkan prob dari nilai ADF sebesar 0.0000 yang berarti menolak H_0 artinya data mengandung stasioner. Asumsi untuk pemodelan ARIMA sudah terpenuhi maka selanjutnya mengestimasi model dari grafik *correlogram* dengan melihat pergerakan nilai ACF dan PACF. Model terpilih sesuai dengan kriteria pemilihan model yaitu koefisien yang signifikan dan nilai AIC dan SIC yang terkecil yaitu terdapat pada model ARIMA(3,1,3) tanpa konstanta, persamaan model seperti berikut:

$$Y_t = 1,33Y_{t-1} - 1,38Y_{t-2} + 0,69Y_{t-3} - 1,10e_{t-1} + 1,20e_{t-2} - 0,49e_{t-3}$$

Model terpilih akan dilakukan verifikasi model untuk melihat sifat *residual* nya dengan menggunakan pengujian *white noise* dan uji normalitas. Pengujian *white noise* menggunakan *Ljung-Box* dipilih untuk melihat keacakan datanya dengan menggunakan grafik *correlogram*. Karena nilai LB sebesar 37,047 lebih besar dari χ^2_{tab} sebesar 44,9032 yang berarti *residual* bersifat acak atau *white noise*. Pengujian sifat *residual* selanjutnya yaitu uji normalitas menggunakan Uji *Jarque Bera* yang akan dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{;2}$, dimana besarnya nilai *Jarque Bera* yaitu 1012,764 lebih besar dari $\chi^2_{;2}$ sebesar 4,6052 yang berarti *residual* tidak mengikuti distribusi normal maka pendugaan parameter model akan menggunakan metode

Quasi Maximum Likelihood Estimation.

Model ARIMA(3,1,3) tanpa konstanta memiliki kondisi *residual* yang bersifat acak atau tidak konstan yang berarti terkandung masalah heteroskedastis maka dari itu bisa dilanjutkan untuk pengujian pengaruh dari model ARCH, dimana syarat untuk model tersebut yaitu data harus bersifat heteroskedastis. Dalam pengujian model ARCH dilihat varians *residual* nya dengan menggunakan uji ARCH *Lagrange Multiplier*.

Tabel 3. uji ARCH Lagrange Multiplier

<i>Lag</i>	LM	p-value
1	95.9476	0.0000
2	131.2014	0.0000
3	132.4695	0.0000
4	134.3906	0.0000
5	153.8093	0.0000
...
36	226.1683	0.0000

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa sampai *lag* ke 36 besarnya nilai *p-value* lebih kecil dari taraf nyata ($\alpha = 10\%$) yang berarti tolak H_0 atau terdapat efek ARCH pada model.

Model terpilih sebelumnya yaitu data *return* mengandung efek ARCH yang berarti model dapat diatasi dengan pengujian GARCH. Estimasi model GARCH dapat dilakukan pengujian dengan menggunakan metode *Quasi Maximum Likelihood Estimation* dengan tetap menggunakan dasar rumus *Maximum Likelihood*. Untuk penentuan orde model GARCH yaitu berdasarkan grafik *correlogram* dari *residual* kuadrat data *return*. Pendugaan parameter model GARCH dipilih sesuai dengan kriteria pemilihan model yaitu koefisien yang signifikan dan nilai AIC dan SIC yang terkecil. Terpilih model GARCH(2,1) yang sesuai untuk dijadikan model terbaik, persamaannya seperti berikut:

$$\sigma_t^2 = 3,89 \times 10^{-7} + 0,27 \varepsilon_{t-1}^2 - 0,19 \varepsilon_{t-2}^2 + 0,90 \sigma_{t-1}^2$$

Model terpilih yaitu GARCH(2,1) akan dilakukan verifikasi model untuk melihat sifat *residual* nya dengan menggunakan pengujian *white noise* dan uji normalitas. Pengujian *white noise* menggunakan *Ljung-Box* dipilih untuk melihat keacakan datanya dengan menggunakan grafik *correlogram*. Karena nilai LB sebesar 41,138 lebih besar dari χ^2_{tab} sebesar 44,9032 yang berarti *residual* bersifat acak atau *white noise*. Pengujian sifat *residual* selanjutnya yaitu uji normalitas menggunakan Uji *Jarque Bera* yang akan dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{,2}$, dimana besarnya nilai *Jarque Bera* yaitu 118,2810 lebih besar dari $\chi^2_{,2}$ sebesar 4,6052 yang artinya *residual* tidak mengikuti distribusi normal. *Residual* yang tidak normal dari pengujian *Jarque Bera* tersebut dimanfaatkan oleh model GARCH untuk pengujian selanjutnya, karena menurut Adeleye (2019) model GARCH terindikasi memiliki *fat tails* dan kemiringannya condong ke kanan dimana untuk nilai kemiringannya sebesar 0,056249.

Dari model GARCH terpilih dan hasil verifikasi model GARCH dilanjutkan untuk melihat masalah heteroskedastis pada data dengan menggunakan uji efek ARCH LM.

Tabel 4. uji efek ARCH LM

<i>Lag</i>	LM	p-value
1	0.017746	0.8940
2	0.903044	0.6367
3	1.373127	0.7118
4	1.545492	0.8186
5	2.175283	0.8244
...
36	23.36891	0.9483

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa sampai lag ke 36 besarnya nilai p -value lebih besar dari taraf nyata ($\alpha = 10\%$) yang berarti terima H_0 atau tidak terdapat efek ARCH pada model. Dari pengujian diatas diketahui bahwa dari model GARCH(2,1) sudah tidak terdapat efek ARCH yang berarti model sudah tidak mengandung heteroskedastis, hal ini membuktikan bahwa pengujian dapat dilanjutkan pada tahap selanjutnya yaitu metode GARCH Asimetris.

Data ini merupakan data keuangan dimana akan adanya pengaruh berita baik (*good news*) dan berita buruk (*bad news*) maka dari itu harus dilakukan pengujian keasimetrisan pada data. Untuk melihat keberadaan efek asimetris pada model terpilih yaitu dilakukan pengujian regresi menggunakan uji *sign bias* terhadap model GARCH(2,1).

Tabel 5. uji *sign bias* terhadap model GARCH(2,1).

Model	Fstatistic	Probabilitas
GARCH(2,1)	64.74952	0.0000

Berdasarkan hasil pengujian diatas, p value sebesar 0,0000 lebih kecil dari α sebesar 0,1 yang artinya pengujian tersebut tolak H_0 yang berarti *residual* bersifat asimetris. Sesuai dengan pengujian formal menggunakan uji *sign bias* untuk model GARCH(2,1) terbukti bahwa model terindikasi efek asimetris dan dapat dilanjutkan pengujian untuk pendugaan model GARCH Asimetris.

Model GARCH Asimetris dapat dilanjutkan pengujian karena sudah terbukti bahwa terdapat efek asimetris pada model. Pendugaan parameter akan dilakukan pada model EGARCH dan GJR GARCH dari model terpilih yaitu GARCH(2,1). Kriteria untuk menentukan model terbaik dari kedua model tersebut yaitu dengan membandingkan masing-masing model yang sudah terpilih, setiap model akan dibandingkan nilai AIC dan SIC terkecil serta koefisien yang signifikan. Model EGARCH dan GJR GARCH akan disajikan pada tabel berikut:

Tabel 6. Model EGARCH dan GJR GARCH

Model	EGARCH(2,1)	GJR GARCH(2,1)
AIC	-8.4167	-8.4490
SIC	-8.3343	-8.3666

Model terbaik yaitu model yang memenuhi kriteria pengujian, untuk GARCH Asimetris menurut tabel diatas diketahui bahwa model GJR GARCH(2,1) yang paling memenuhi kriteria pemilihan model. Persamaan model terbaik sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 4,20 \times 10^{-7} + 0,27 \varepsilon_{t-1}^2 - 0,17 \varepsilon_{t-2}^2 - 0,04 \varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + 0,90 \sigma_{t-1}^2$$

Model terpilih dapat dijelaskan untuk volatilitas nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS pada periode Januari 2018 sampai dengan Maret 2020 bahwa model tersebut mengandung efek asimetris yang dapat dilihat dari nilai koefisien GJR GARCH yang tidak sama dengan nol yaitu sebesar -0,04. Tetapi dalam pemodelan tersebut, volatilitas untuk *leverage effect* nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS tidak berpengaruh karena nilai koefisien dari model GJR GARCH sebesar -0,04 yang berarti memiliki nilai negatif yaitu kurang dari 0.

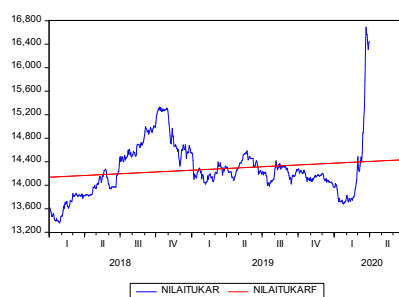
Hal ini menjelaskan bahwa pengaruh dari *good news* yang diterima dalam volatilitas nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS lebih besar dibandingkan *bad news*. Sehingga ketika terjadi guncangan tidak akan berpengaruh signifikan terhadap volatilitas nilai tukar rupiah. Pada keadaan *good news* dalam volatilitas maka akan berdampak pada volatilitas nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS sebesar 0,27, sedangkan ketika terjadi keadaan *bad news* maka besarnya nilai volatilitas nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS yaitu sebesar 0,23.

Hasil peramalan untuk data nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS selama 65 hari ke depan atau 3 bulan pada hari kerja dengan menggunakan model terbaik yaitu GJR GARCH(2,1). Peramalan dilakukan dengan mengevaluasi indikator untuk ketepatan peramalan yaitu melihat nilai RMSE, MAE dan *Theil Inequality* yaitu didapatkan hasil peramalan sebagai berikut:

Tabel 7. nilai RMSE, MAE dan *Theil Inequality*

No	Nilai Tukar Aktual	Peramalan Nilai Tukar
1	Rp16.495,07	Rp14.405,18
2	Rp16.824,71	Rp14.405,64
3	Rp16.546,32	Rp14.406,10
4	Rp16.638,78	Rp14.406,56
5	Rp16.492,05	Rp14.407,01
...
...
61	Rp14.230,80	Rp14.432,65
62	Rp14.302,16	Rp14.433,11
63	Rp14.310,20	Rp14.433,57
64	Rp14.440,85	Rp14.434,03
65	Rp14.373,51	Rp14.434,48

Disajikan nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS aktual dan hasil peramalan selama 65 hari ke depan, terlihat jelas bahwa nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS bergerak stabil sampai 30 Juni 2020. Nilai Tukar tertinggi sebesar Rp14.434,48 dan nilai tukar terendah sebesar Rp14.405,18 selanjutnya untuk melihat pergerakan peramalan dilihat pada gambar dibawah, dimana selama 65 hari ke depan kondisi nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS akan membaik karena pada hasil grafik nilai tukar rupiah berada di rata-rata Rp14.419,834.



Gambar 3. Nilai Tukar Uang

4. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Kuantifikasi model EGARCH (2,1) yaitu dengan persamaan sebagai berikut:

$$\log(\sigma_t^2) = -0,56 + 0,42 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - 0,24 \left| \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} \right| + 0,05 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + 0,96 \log(\sigma_{t-1}^2)$$

Kuantifikasi model GJR GARCH (2,1) yaitu dengan persamaan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 4,20 \times 10^{-7} + 0,27 \varepsilon_{t-1}^2 - 0,17 \varepsilon_{t-2}^2 - 0,03 \varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + 0,90 \sigma_{t-1}^2$$

2. Grafik peramalan yang disajikan dari model GJR GARCH(2,1) selama 65 hari ke depan atau 3 bulan pada hari kerja menjelaskan bahwa pergerakannya terlihat stabil dengan harga nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS tertinggi sebesar Rp14.434,48 dan harga nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS terendah sebesar Rp14.405,18. Maka dapat disimpulkan keadaan nilai tukar rupiah terhadap Dolar AS sampai bulan Juni 2020 akan bergerak stabil dengan rata-rata nilai tukar rupiah sebesar Rp14.419,834

5. Saran

Peneliti selanjutnya dapat menambahkan pembanding terhadap model GARCH Asimetris lainnya seperti model APARCH untuk menentukan model terbaik.

Daftar Pustaka

- [1] Adeleye, N. (2019). <https://www.cruncheconometrics.com.ng>.

- [2] Akasyah. 2017. *Krisis Ekonomi Akan Menerjang Di Tahun 2018*, Sri Mulyani : Pemerintah Tetap Optimis. Retrieved from <https://ivoox.id/krisis-ekonomi-akan-menerjang-di-tahun-2018-sri-mulyani-pemerintah-tetap-optimis/>). Jakarta: PT Media Nusantara Sakti.
- [3] Angabini, & Wasiuzzaman. (2011). GARCH models and the financial crisis- A study of the Malaysian stock market. *The International Journal of Applied Economics and Finance*, 226-236.
- [4] Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance Second Edition*. New York: Cambridge University.
- [5] Driasaki, C. (2007). An Empirical Evaluation in GARCH Volatility Modeling: Evidence from the Stockholm Stock Exchange. *Journal of Mathematical Finance*, Vol 7, 366-390.
- [6] Dutta, A. (2014). Modelling volatility: symmetric or asymmetric garch models? *Journal of Statistics: Advances in Theory and Applications*, 99-108.
- [7] Enderington, & Guan. (2009). How Assymmetric is U.S. stock market volatility?. *Jornal of Financial Market*, 225-248
- [8] Khairunnisa. 2019. Peramalan Outflow Menggunakan Analisis *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH) dalam Estimasi Kebutuhan Uang di Kantor Perwakilan Bank Indonesia Provinsi Jawa Barat. Bandung.
- [9] Rosadi, D. (2012). *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta: Andi offset.
- [10] Ruppert dkk. 2011. *Statistics and Data Analysis for Financial Engineering*. New York: Springer.
- [11] Untari, Mattjik, & Saefuddin. (2009). Analisis Deret Waktu dengan Ragam Galat Heterogen dan Asimetrik. *Forum Statistika Komputasi*, 22-23.
- [12] Widarjono, A. 2013. *Ekonometrika Pengantar dan Aplikasinya* (Vol.4). Yogyakarta: UPP STIM YKPN.
- [13] Yanti, T S. 2010. *Analisis Deret Waktu*. Bandung: Pustaka Ceria, Yayasan PENA.