MODEL EGARCH DAN TGARCH UNTUK MENGUKUR VOLATILITAS ASIMETRIS *RETURN* SAHAM

(Skripsi)

Oleh

SOFALINA NODRA BRILLIANTYA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022

ABSTRACT

EGARCH AND TGARCH MODELS TO MEASURE THE ASYMMETRIC VOLATILITY OF STOCK RETURN

Oleh

SOFALINA NODRA BRILLIANTYA

The Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity (GARCH) model is one of the time series data modelling that used to measure data that has a residual variance that is not constant or is heteroscedasticity. Heteroscedasticity occurs because time series data has high volatility. Exponential GARCH (EGARCH) and Threshold GARCH (TGARCH) models are GARCH models that can overcome asymmetric effects on volatility. The data that being used in this research is daily stock return data of PT KB Bukopin Tbk (BBKP). This research aims to apply the EGARCH and TGARCH models and to obtain the best model in measuring the asymmetric volatility of daily stock return data. The selection of the best model is based on the smallest Akaike Information Criterion (AIC) value. The results of the analysis show that the EGARCH (2,1) model is the best model for measuring dan forecasting asymmetric volatility's stock return that being used.

Keywords: Volatility, Asymmetric Effects, EGARCH, TGARCH, and AIC

ABSTRAK

MODEL EGARCH DAN TGARCH UNTUK MENGUKUR VOLATILITAS ASIMETRIS *RETURN* SAHAM

Oleh

SOFALINA NODRA BRILLIANTYA

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (GARCH) merupakan salah satu pemodelan data deret waktu yang digunakan untuk mengukur data yang memiliki varians residual yang tidak konstan atau bersifat heteroskedastisitas. Heteroskedastisitas terjadi karena data deret waktu memiliki volatilitas yang tinggi. Model *Exponential* GARCH (EGARCH) dan *Threshold* GARCH (TGARCH) adalah model-model GARCH yang dapat mengatasi efek asimetris pada volatilitas. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data *return* saham harian PT KB Bukopin Tbk (BBKP). Penelitan ini bertujuan untuk menerapkan model EGARCH dan TGARCH serta mendapatkan model terbaik dalam mengukur volatilitas asimetris data *return* saham harian. Pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil. Hasil analisis menunjukan bahwa model EGARCH (2,1) adalah model terbaik untuk mengukur dan meramalkan volatilitas asimetris *return* saham yang digunakan.

Kata Kunci: Volatilitas, Efek Asimetris, EGARCH, TGARCH, dan AIC.

MODEL EGARCH DAN TGARCH UNTUK MENGUKUR VOLATILITAS ASIMETRIS *RETURN* SAHAM

Oleh

Sofalina Nodra Brilliantya

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022

Judul Skripsi : **MODEL EGARCH DAN TGARCH UNTUK MENGUKUR VOLATILITAS ASIMETRIS *RETURN* SAHAM**

Nama Mahasiswa : Sofalina Nodra Brilliantya

Nomor Pokok Mahasiswa : 1817031007

Program Studi : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.
NIP 197407262000032001

Subian Saidi, S.Si., M.Si.
NIP 198008212008121001

2. Ketua Jurusan Matematika

Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP 19740316 200501 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua	: **Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**	....
Sekretaris	: **Subian Saidi, S.Si., M.Si.**	....
Penguji Bukan Pembimbing	: **Drs. Eri Setiawan, S.Si., M.Si.**	....

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Suripto Dwi Yuwono, S.Si., M.T.
NIP 19740705 200003 1 001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 7 Juli 2022

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama mahasiswa : **SOFALINA NODRA BRILLIANTYA**

Nomor Pokok Mahasiswa : **1817031007**

Jurusan : **Matematika**

Judul Skripsi : **MODEL EGARCH DAN TGARCH UNTUK MENGUKUR VOLATILITAS ASIMETRIS *RETURN* SAHAM**

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 7 Juli 2022

Yang menyatakan,

Sofalina Nodra Brilliantya

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama Sofalina Nodra Brilliantya yang lahir di Kotabumi, pada tanggal 25 November 2000. Penulis merupakan anak ketiga dari tiga bersaudara dari pasangan Bapak Sofiyan dan Ibu Paulina. Penulis memiliki dua kakak perempuan yang bernama Fenny Fu dan Agnesty Irenciu.

Penulis menyelesaikan pendidikan Sekolah Dasar di SD Xaverius Kotabumi pada tahun 2012, pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Xaverius Kotabumi yang diselesaikan pada tahun 2015, dan pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMA Xaverius Bandar Lampung yang diselesaikan pada tahun 2018.

Penulis melanjutkan pendidikan Strata Satu (S1) di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung pada tahun 2018 melalui jalur SNMPTN. Sebagai bentuk penerapan ilmu perkuliahan pada tahun 2020 dan 2021, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Tanjung Harapan Kecamatan Kotabumi Selatan Kabupaten Lampung Utara dan Kerja Praktik (KP) di Badan Pusat Statistik Kabupaten Lampung Utara

Selama menjadi mahasiswa penulis aktif mengikuti organisasi sebagai Kepala Biro Kesekretariatan pada periode 2019-2020 dan Pemimpin Penelitian, Pengembangan dan Kesekretariatan pada periode 2021 di Unit Kegiatan Mahasiswa Fakultas (UKMF) Natural FMIPA Universitas Lampung. Penulis juga mengikuti salah satu program Kampus Merdeka Kementrian Pendidikan dan Kebudayaan yaitu Studi Independen *Agile Innovation Project Based Learning* di Instansi PT Cipta Konsultan Internasional (CIAS) periode Agustus 2021- Februari 2022.

KATA INSPIRASI

"Dengan usaha yang tekun, semangat, disiplin, hendaklah orang bijaksana, membuat pulau bagi dirinya sendiri, yang tidak dapat ditenggelamkan oleh banjir"
(Dhammapada 25)

"Bagaikan sebuah tempayan akan terisi penuh oleh air yang dijatuhkan setetes demi setetes, demikianlah pula orang bijaksana sedikit demi sedikit memenuhi dirinya dengan kebajikan"
(Dhammapada 122)

"When you feel lost, feel fear and doubt, thinking you can't climb this wall full of hardship, know that there's a world waiting for you. Don't miss any key moments of your life and don't have any regrets."
(Wendy Red Velvet)

"No matter what happens in life, be good to people. Being good to people is a wonderful legacy to leave behind."
(Dr. Taylor Alison Swift)

PERSEMBAHAN

Terima kasih dan Puji Syukur yang sebesar-besarnya kepada Sanghyang Adi Buddha Tuhan Yang Maha Esa atas semua berkat dan rahmat-Nya tanpa kurang satu apapun kepada saya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Oleh karena itu, dengan rasa syukur saya persembahkan skripsi ini kepada:

Mama, Papa, dan Kedua Kakak

Terima kasih atas segala dukungan, pengorbanan dan doa yang telah diberikan. Terima kasih karena selalu memperlihatkan dan memberi pelajaran hidup yang sangat penting dalam hidup penulis sehingga penulis bisa tetap memaknai kehidupan ini dengan sebaik-baiknya.

Dosen Pembimbing dan Pembahas

Terima kasih kepada Ibu dan Bapak dosen yang selalu meluangkan waktu, membantu, memberikan motivasi, bimbingan dan ilmu yang sangat berharga.

Teman-temanku

Terima kasih atas dukungan dan bantuan serta semangat selama di perkuliahan.

Almamater Universitas Lampung

SANWACANA

Segala puji dan syukur kehadirat Tuhan Yang Maha Esa, yang telah memberikan rahmat serta karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skipsi dengan judul “Model EGARCH dan TGARCH untuk Mengukur Volatilitas *Return* Saham”.

Dalam menyelesaikan skripsi ini, penulis mendapat banyak bimbingan, dukungan dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing I yang senantiasa selalu sabar dalam meluangkan waktu, memberikan ilmu, arahan, bantuan, dukungan dan saran kepada penulis dalam menyusun skripsi ini.
2. Bapak Subian Saidi, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing II yang telah meluangkan waktu, memberikan kritik dan saran selama proses penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Drs. Eri Setiawan S.Si., M.Si, selaku Dosen Pembahas yang telah memberikan kritik, saran dan masukan yang membangun kepada penulis dalam proses penyelesaian skripsi ini.
4. Bapak Drs. Tiryono Ruby M.Sc. Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Akademik, yang telah memberikan arahan dan bantuannya dalam masa perkuliahan sehingga penulis dapat menyelesaikan perkuliahan dengan baik.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman S.Si. M.Sc. selaku Ketua Jurusan Matematika.
6. Seluruh dosen, staf, dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung yang telah banyak membantu selama perkuliahan.

7. Orangtua, saudara dan keluarga yang selalu memberikan semangat, dukungan, dan doa tiada henti kepada penulis.
8. Maydia, Virda, Shabrina, Faricha, Yusuf, Andra, Aniisah, Zamhara, Lutfia, Maziatun, Samuel, Shofiyyah, Ferzy, Syifaa, dan Rexy yang selalu menemani, memberi dukungan, bantuan dan semangat.
9. Teman-teman Natural FMIPA Unila periode 2018-2021.
10. Teman-teman Jurusan Matematika Angkatan 2018 yang telah membersamai di masa perkuliahan.
11. Semua pihak terkait yang membantu dalam menyelesaikan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa banyak terdapat kekurangan dalam penulisan skripsi ini masih. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari semua pihak

Bandar Lampung, Juni 2022
Penulis

Sofalina Nodra Brilliantya

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR TABEL vii

DAFTAR GAMBAR viii

I. PENDAHULUAN 1

1.1 Latar Belakang dan Masalah 1
1.2 Tujuan 3
1.3 Manfaat 3

II. TINJAUAN PUSTAKA 4

2.1 Analisis Deret Waktu 4
2.2 Volatilitas 4
2.3 Stasioneritas 5
2.4 Model *Box-Jenkins* 6
2.5 *Autocorrelation function* dan *Partial Autocorrelation function* 8
2.6 Heteroskedastisitas 9
2.7 Model ARCH 10
2.8 Uji Lagrange *Multiplier* 11
2.9 Model GARCH 12
2.10 Uji Efek Asimetris 13
2.11 EGARCH 14
2.12 TGARCH 15
2.13 *Akaike Information Criterion* (AIC) 15
2.14 Ukuran Akurasi Peramalan 16
2.14.1 *Mean Squared Error (MSE)* 16
2.14.2 *Root Mean Squared Error (RMSE)* 17
2.15 Uji Shapiro-Wilks 17
2.16 Uji Ljung-Box 18

III. METODOLOGI PENELITIAN 19

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian 19
3.2 Data Penelitian 19

3.3 Metode Penelitian 19

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN..21

4.1 Statistik Deskriptif Data 21
4.2 UjiStasioner 22
4.3 Identifikasi Model *Box-Jenskins* 23
4.4 Pemodelan ARMA 24
4.5 Uji Efek ARCH-LM 25
4.6 Pemodelan GARCH 25
4.7 Pengujian Efek Asimetris 27
4.8 Model EGARCH dan TGARCH 29
4.8.1 Estimasi dan Pemodelan EGARCH 29
4.8.2 Estimasi dan Pemodelan TGARCH 31
4.8.3 Pemilihan Model Terbaik 32

V. KESIMPULAN 34

DAFTAR PUSTAKA...34

DAFTAR TABEL

Tabel Halaman

1. Statistik Deskriptif Data *Return* Saham Pt. Bank KB Bukopin (BBKP)....... 21
2. *Augmented Dickey-Fuller Test* 22
3. Pendugaan Parameter Model *Box-Jenskin* 24
4. Pengujian Efek ARCH 25
5. Estimasi Parameter Model GARCH 26
6. Hasil *Sign Bias Test* 28
7. Estimasi Parameter Model EGARCH 29
8. Estimasi Parameter Model TGARCH 31
9. Pemilihan Model EGARCH atau TGARCH Terbaik 32

DAFTAR GAMBAR

Gambar Halaman

1. Plot deret waktu *Return* Saham Pt. Bank KB Bukopin (BBKP) 22
2. Plot ACF *Return* Saham Pt. Bank KB Bukopin (BBKP) 23
3. Plot PACF *Return* Saham Pt. Bank KB Bukopin (BBKP) 23
4. Plot *Cross Correlation* 28

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah salah satu model yang sering digunakan untuk memprediksi data deret waktu. Ada beberapa penerapan analisis data deret waktu, salah satunya adalah di bidang ekonomi dan keuangan. Kondisi dan situasi ekonomi yang tidak menentu serta perubahan besar baik naik ataupun turun kondisi harga aset finansial secara khusus dalam periode waktu tertentu sering terjadi. Kondisi perubahan harga-harga aset keuangan secara drastis pada periode tertentu dan harga-harga tidak mengalami perubahan pada periode lainnya disebut volatilitas.

Volatilitas memiliki peran penting dalam ekonometrika dan keuangan. Volatilitas berperan dalam penentuan harga dan manajemen risiko. Menurut Reider (2009), peramalan volatilitas memiliki tiga tujuan utama yaitu untuk manajemen resiko, untuk alokasi aset dan menduga untuk volatilitas masa depan. Engle (1982) memperkenalkan sebuah model untuk mengukur estimasi *means* dan varians data inflasi di UK yang mengandung volatilitas yaitu model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH). Model ARCH digunakan untuk mengukur estimasi *means* dan ragam inflasi.

Dalam penerapannya, ditemukan kelemahan dari model ini. ARCH memiliki keterbatasan orde yang dapat digunakan. Semakin tinggi tingkat volatilitas pada satu data finansial maka diperlukan orde yang lebih besar juga untuk memodelkan ragamnya dengan model ini. Hal ini menyebabkan model tidak layak digunakan.

Bollerslev (1986) menemukan solusi untuk kelemahan itu dan mengeneralisasi model ARCH yaitu *Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (GARCH). GARCH dapat digunakan untuk menghindari lag yang yang terlalu tinggi pada ARCH, karena memiliki *lag* yang fleksibel.

GARCH memiliki sifat volatilitas yang simetris (sama) terhadap guncangan, baik positif maupun negatif. Data finansial yang beredar tidak selamanya memiliki volatilitas yang simetris, beberapa diantaranya memiliki volatilitas yang asimetris. Hal ini dikenal dengan "*leverage effect"* atau pengaruh keasimetrisan yaitu kondisi yang terjadi saat pergerakan nilai harga terdapat perbedaan besarnya perubahan volatilitas. Hal ini biasanya terjadi ketika perubahan harga berkorelasi negatif dengan perubahan volatilitas. GARCH yang memiliki karakteristik yang simetris tidak dapat menangani pengaruh keasimetrisan. Ini mendorong beberapa peneliti untuk mengembangkan model ini, diantaranya adalah *Exponential* GARCH (EGARCH) oleh Nelson (1991) dan *Threshold* GARCH (TGARCH).oleh Zakoian (1994).

Beberapa penelitian mengenai model deret waktu dengan volatilitas asimetris antara lain adalah Dutta (2014) yang melakukan perbandingan antara model GARCH simetris dan GARCH asimetris. Maqsood dkk. (2017) melakukan penelitian mengenai pemodelan volatilitas pasar saham dengan menggunakan GARCH pada studi kasus Bursa Efek Nairobi dan menyatakan bahwa model GARCH asimetris memainkan peranan penting dalam memprediksi volatilitas untuk *return* saham harian. Sementara itu Setiawan dkk. (2019) dalam penelitiannya melakukan pemodelan data *return* saham menggunakan model volatilitas asimetris.

Model EGARCH dan TGARCH cukup banyak digunakan di beberapa penelitian lain untuk mengukur volatilitas asimetris data keuangan deret waktu. Berdasarkan uraian tersebut, penulis tertarik untuk melakukan penelitian mengenai penerapan EGARCH dan TGARCH dalam mengukur volatilitas *return* saham PT. Bank KB Bukopin (BBKP).

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk menerapkan TGARCH dan EGARCH dalam mengukur volatilitas *return* saham PT. Bank KB Bukopin (BBKP).

1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah:

1. Memperoleh model terbaik antara TGARCH dan EGARCH dalam mengukur volatilitas *return* saham.
2. Memperluas pengetahuan dan wawasan terkhusus dalam bidang ilmu statistika dan ekonometrika mengenai GARCH yaitu TGARCH dan EGARCH.
3. Sebagai rujukan atau sumber referensi bagi pembaca untuk penelitian selanjutnya terutama mengenai TGARCH dan EGARCH.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Deret Waktu

Data deret waktu merupakan data yang terkumpul berdasarkan periode waktu tertentu. Menurut Gujarati (2003), data deret waktu adalah data yang dikategorikan berdasarkan interval waktu yang sama, baik dalam harian, mingguan, bulanan, ataupun tahunan. Analisis deret waktu dapat diartikan sebagai analisis yang digunakan untuk menganalisis data dengan pertimbangan waktu (Cryer & Chan, 2008). Beberapa tujuan analisis data deret waktu adalah untuk mengambil keputusan saat kini, untuk meramalkan atau memprediksi periode yang akan datang dan untuk perencanaan di periode mendatang.

Pada umumnya, data deret waktu dibedakan menjadi dua, yaitu stasioner dan tidak stasioner. Pola dari suatu data sebelum dilakukan penentuan metode peramalan pada data deret waktu perlu diketahui, sehingga data dapat diprediksi dengan metode yang sesuai. Terdapat 4 jenis pola data deret waktu yaitu pola *horizontal/* acak, pola tren, pola musiman dan pola siklis (Makridakis dkk., 2000).

2.2 Volatilitas

Pengertian volatilitas secara bahasa adalah ketidakstabilan. Fenomena volatilitas sendiri merupakan suatu kondisi dimana terjadi perubahan harga-harga aset finansial secara drastis pada periode tertentu dan tidak mengalami perubahan pada periode lainnya (Maruddani & Wuryandari, 2007). Menurut Ahmed & Suliman

(2011), volatilitas secara sederhana memiliki arti *conditional variance* atau varians bersyarat dari sebuah return aset yang mendasari. Peramalan volatilitas mempunyai peran penting dalam berinvestasi. Menurut Reider (2009), peramalan volatilitas memiliki tiga tujuan utama yaitu untuk manajemen resiko, untuk alokasi aset dan menduga untuk volatilitas masa depan.

Terdapat 2 jenis volatilitas yaitu volatilitas simetris dan asimetris. Volatilitas asimetris adalah volatilitas yang datanya terpengaruh efek asimetris yaitu kondisi yang terjadi saat pergerakan nilai harga, terdapat perbedaan besarnya perubahan volatilitas. Mubarokah, dkk. (2020) menyatakan bahwa pengaruh asimetris yang terjadi dapat berupa korelasi negatif maupun positif antara nilai return periode ini dengan volatilitas mendatang. Korelasi negatif antara nilai return dengan perubahan volatilitasnya, memiliki arti bahwa volatilitas memiliki kecenderungan menurun ketika return naik dan volatilitas meningkat ketika return melemah.

2.3 Stasioneritas

Menurut Makridakis, dkk. (2000), Stasioneritas adalah suatu kondisi dimana data tidak mengalami pertumbuhan atau penurunan. Kondisi ini juga memiliki arti bahwa fluktuasi data berada pada suatu nilai rata-rata yang cenderung konstan. Menurut Wei (2006), terdapat 2 jenis Stasioneritas yaitu:

1. Stasioner dalam *mean*

Stasioner dalam *mean* adalah kondisi dimana fluktuasi data berada di sekitar *mean* yang konstan, serta tidak bergantung pada waktu dan tervariansi dari fluktuasinya.

2. Stasioner dalam varian

Kondisi dimana stuktur data mempunyai fluktuasi yang tetap dari waktu ke waktu (konstan) dan tidak berubah-ubah.disebut statsioner dalam varian.

Untuk melihat apakah suatu data deret waktu stasioner dapat dilakukan dengan 2 cara yaitu dengan melihat plot data dan melakukan uji stasioneritas.

Menurut Gujarati (2003), uji stasioneritas dapat dilakukan dengan metode *Dickey-Fuller unit root test* atau biasa disebut juga dengan *Augmented Dickey-Fuller (ADF) test*. Langkah-langkah Uji ADF adalah sebagai berikut (Tsay, 2005):

a. Pengujian Hipotesis

   $H_0 : = \beta = 0$ (Terdapat akar unit/ data tidak stasioner)

   $H_1 : = \beta < 0$ (Tidak terdapat akar unit/ data stasioner)

b. Taraf signifikansi: α

c. Statistik uji

$$ADF - test = \frac{\hat{\beta}}{se(\hat{\beta})} \tag{2.1}$$

   dengan:

   $\hat{\beta}$ = estimasi kuadrat terkecil dari β (koefisien parameter dari model)

   $se(\hat{\beta})$ = standar *error* dari estimasi kuadrat terkecil dari β (koefisien parameter dari model)

d. Kriteria uji

   Tolak H_0 jika $ADF - test \le t_{(n-1,\alpha)}$ atau *p-value* $< \alpha$

2.4 Model Box-Jenkins

Model Box-Jenkins atau Autoregressive Integrated Moving Average [ARIMA(*p*,*d*,*q*)] pertama kali diperkenalkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada 1976 untuk memodelkan data deret waktu. Model ARIMA memiliki ketepatan yang sangat baik dalam peramalan jangka pendek dan kurang baik untuk meramalkan jangka panjang. Untuk periode waktu yang cukup panjang, ARIMA akan cenderung menghasilkan peramalan yang mendatar atau konstan (Wei, 2006). Model ARIMA digunakan untuk data deret waktu yang memiliki ragam yang konstan.

Menurut Whitten dkk. (2007), model *Box-Jenkins* (ARIMA) dibagi kedalam 3 kelompok, yaitu:

1. Model *Autoregressive* (AR)

   Model AR atau ARIMA (p,0,0) merupakan model yang menunjukan dan menggambarkan bahwa variabel terikat dipengaruhi oleh variabel terikat itu sendiri pada periode-periode sebelumnya. Menurut Winarno (2011), model AR dengan order *p* dinotasikan dengan AR(*p*). Bentuk umum model AR(*p*) dapat diltulis dengan persamaan:

   $$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \quad (2.2)$$

   dengan:

   Y_t = nilai variabel pada waktu ke t

   $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ = parameter dari persamaan AR

   e_t = nilai kesalahan pada waktu ke-*t*

2. Model *Moving Average* (MA)

   Menurut Winarno (2011), secara umum model MA dengan order *q* dinotasikan dengan MA(*q*). Bentuk persamaan dari model MA(*q*) dapat diltulis sebagai berikut:

   $$Y_t = e_t + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + \cdots + \theta_q e_{t-q} \quad (2.3)$$

   dengan:

   Y_t = nilai variabel pada waktu ke t

   θ_i = koefisien regresi ($i = 1,2, \dots, q$)

   e_t = nilai kesalahan pada waktu ke-*t*

3. Model Campuran

   1. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

      Gabungan dari kedua model *Autoregressive* dan *Moving Average* dikenal dengan ARMA. Menurut Winarno (2011), model ARMA(*p*,*q*) ini secara umum dapat ditulis dalam bentuk berikut:

   $$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.4)$$

      dengan:

      Y_t = nilai variabel pada waktu ke t

      θ_i = koefisien regresi ($i = 1,2, \dots, q$)

      e_t = nilai kesalahan pada waktu ke-*t*

      $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ = parameter dari persamaan *autoregressive*

2. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Menurut Montgomery dkk. (2008), model ARIMA ditulis dalam bentuk umum berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \delta + \theta_q(B)e_t \tag{2.5}$$

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p \tag{2.6}$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q \tag{2.7}$$

dengan:

$\phi_p(B)$ = parameter *Autoregressive*

$(1-B)^d$ = operator pembeda

Y_t = nilai variabel respons pada waktu ke-t

δ = *intercept*

$\theta_q(B)$ = parameter *Moving Average*

B = operator *backward*, yaitu $(B^j Y)_t = Y_{t-j}$

e_t = nilai kesalahan pada waktu ke-t

2.5 *Autocorrelation Function* dan *Partial Autocorrelation Function*

Menurut Hanke dkk. (2003), fungsi autokorelasi/ *autocorrelation function* (ACF) merupakan statistik atau penduga dalam analisis deret waktu, dimana hubungan deret berkala dengan deret berkala itu sendiri dengan selisih waktu (*lag*) 0,1,2 periode atau lebih disebut dengan autokorelasi. Autokorelasi juga memiliki arti sebagai suatu ukuran yang menjelaskan hubungan antara nilai-nilai dari peubah yang sama pada periode waktu yang berbeda. Fungsi autokorelasi didefinisikan oleh:

$$\hat{\rho}_k = r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{n}(Y_t-\bar{Y})(Y_{t-k}-\bar{Y})}{\sum_{t=1}^{n}(Y_t-\bar{Y})^2} \quad \text{untuk } k = 1,2,\ldots \tag{2.8}$$

dengan:

$Y_t =$ data pada periode ke-t

$\bar{Y} =$ nilai rata-rata data

$r_k =$ karakteristik pola ρ_k dari model ARMA

Fungsi autokorelasi parsial/ *partial autocorrelation function* (PACF) adalah fungsi yang berguna untuk mengukur tingkat keeratan hubungan linier antara data Y_t dengan Y_{t+k} apabila pengaruh dari *time lag* $1,2,3 \ldots\ k-1$ dianggap terpisah (Makridakis dkk., 2000). Fungsi autokorelasi parsial didefinisikan oleh:

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_j} \quad (2.9)$$

dengan:

$\hat{\phi}_{kj} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{kk}\hat{\phi}_{k-1,k-j}$ untuk $j = 1,2,\ldots,k-1$

$\phi_{kk} =$ fungsi autokorelasi parsial

$r_k =$ karakteristik pola ρ_k dari model ARMA

Fungsi ACF dan PACF dapat digunakan sebagai alat untuk mengidentifikasi model dari suatu data runtun waktu. Menurut Ariefianto (2012), proses AR dan MA memiliki bentuk dan karakteristik ACF dan PACF tersendiri, yaitu:

1. Proses AR(p)

Proses AR(p) terjadi ketika fungsi ACF memiliki nilai yang menurun secara perlahan (berbentuk eksponensial) dan fungsi PACF setelah *lag* ke k bernilai nol dan *lag* terakhir yang bukan nol (*cut off* setelah lag ke p).

2. Proses MA(q)

Proses MA(q) terjadi ketika fungsi ACF bernilai nol setelah lag ke q, lag terakhir yang bukan nol (*cut off* setelah lag ke q) dan fungsi PACF memiliki nilai yang menurun secara perlahan.

2.6 Heteroskedastisitas

Varians residual yang konstan adalah salah satu asumsi penting dalam analisis regresi. Jika varians dari residual tidak berubah dengan berubahnya satu atau lebih variabel bebas maka residual bersifat homoskedastisitas. Jika varians residual tidak konstan maka residual bersifat heteroskedastisitas. Menurut Engle (1982), selain memiliki masalah autokorelasi data runtun waktu juga memiliki masalah heteroskedastisitas. Pada data deret waktu, model yang dianjurkan untuk melakukan peramalan dengan tetap mempertahankan sifat heteroskedastisitas adalah model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* dan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* karena model tersebut dapat menerima kondisi heteroskedastisitas.

2.7 Model ARCH

Model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* yang biasa dikenal sebagai ARCH dikembangkan oleh Robert Engle pada tahun 1982 dan di modifikasi oleh Mills pada tahun 1999. Model ARCH merupakan model yang varian residual data deret waktunya tidak hanya dipengaruhi oleh variabel bebas tetapi juga dipengaruhi oleh nilai residual variabel yang diamati. Model ini digunakan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas dengan memodelkan fungsi rataan dan fungsi ragam secara simultan pada data deret waktu. Volatilitas yang tinggi menyebabkan adanya heteroskedastisitas pada data deret waktu (Setiawan dkk., 2019). Menurut Tsay (2005), model ARCH (p) dapat dirumuskan dengan persamaan:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \, a_{t-p}^2 \tag{2.10}$$

dengan:

$\alpha_i \geq 0$

$i \;= 1,2, \dots, p$

ω = konstanta

α_i = parameter ARCH

a = residual

σ_t^2 = varian pada periode t

Menurut Tsay (2005), ARCH memiliki beberapa kelemahan antara lain adalah:

1. Model ARCH mengasumsikan galat positif dan galat negatif memiliki pengaruh yang sama terhadap volatilitas
2. Model ARCH hanya menyediakan cara mekanis untuk menjelaskan varians bersyarat.
3. Model ARCH memilki respon yang lambat terhadap perubahan yang besar.
4. Parameter modelnya terbatas.

2.8 Uji Lagrange *Multiplier*

Keberadaan efek ARCH dan heteroskedastisitas dapat dilihat dengan melakukan uji Lagrange *Multiplier*. Berikut adalah langkah pengujian Lagrange *Multiplier* (ARCH-LM):

a. Pengujian Hipotesis:

   $\mathrm{H}_0 := \alpha_1 = \alpha_2 = \ldots = \alpha_m = 0$ (Tidak terdapat efek ARCH/ heteroskedastisitas)

   $\mathrm{H}_1 := \exists \alpha_i \neq 0, i = 1,2, \ldots, m$ (Terdapat efek ARCH/ heteroskedastisitas)

b. Taraf signifikansi: α

c. Statistik uji

   Engle dalam Gujarati (2003) telah menunjukkan bahwa LM hitung yaitu hasil kali n (ukuran sampel) dan R-*Square* data deret waktu mengikuti distribusi Chi Kuadrat dengan df merupakan jumlah penambahan parameter, sehingga dapat ditulis dalam persamaan sebagai berikut:

$$LM = nR^2 \sim \chi^2 \qquad (2.11)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{x}_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2} \qquad (2.12)$$

   dengan:

   n = banyak data

   R^2 = besarnya kontribusi keragaman yang dapat dijelaskan data deret waktu sebelumnya.

d. Kriteria uji

Tolak H_0 jika $LM > \chi_a^2$ atau *p-value* $< \alpha$

2.9 Model GARCH

Model GARCH merupakan solusi untuk mengatasi kelemahan dari model ARCH. GARCH memiliki *lag* yang fleksibel sehingga dapat digunakan untuk menghindari *lag* yang terlalu tinggi pada ARCH. Menurut Bollerslev (1986), varian residual pada GARCH bukan hanya tergantung dari residual periode lalu, tetapi juga varians residual periode lalu. Metode GARCH digunakan ketika terdapat *variance error* yang besarnya bergantung pada *squared error terms* pada beberapa periode lalu (Gujarati, 2003). Penentuan ordo dalam model GARCH dilakukan dengan memilih model dengan ordo yang paling sederhana (Anisa & Himawan, 2018).

Model GARCH dapat dibedakan menjadi 2 macam, yaitu GARCH simetris dan GARCH asimetris (Francq & Zakoian, 2010). Menurut Maqsood dkk. (2017), pada model GARCH simetris, varians bersyarat hanya bergantung pada besarnya aset dasar dan bukan pada tanda (*sign)*. Ini mengabaikan efek yang ditimbulkan oleh aset positif atau negatif pada varians bersyarat. GARCH (p, q), *Integrated* GARCH (IGARCH), GARCH *in Mean* (GARCH-M) dan *Absolute Value* GARCH (AV-GARCH) merupakan contoh dari model GARCH simetris. Menurut Masqood dkk. (2017), model GARCH (p, q) didefinisikan dengan persamaan berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{q} \beta_i \, \sigma_{t-i}^2 \tag{2.13}$$

dengan:

α_0 = konstanta

$\alpha_1, \alpha_2, \dots \dots, \alpha_p$ = koefisien parameter ARCH

$\beta_1, \beta_2, \dots \dots, \beta_q$ = koefisien parameter GARCH

σ_t^2 = kondisional varians

p = komponen lampau dari varians bersyarat

q = komponen lampau dari residual kuadrat

2.10 Uji Efek Asimetris

Data-data di sektor keuangan cenderung memiliki karakteristik yaitu adanya keberadaan volatilitas asimetris. Model GARCH biasa mengabaikan keberadaan volatilitas asimetris, sedangkan GARCH asimetris lebih sesuai untuk memodelkan volatilitas *return* saham yang mengandung efek asimetris/ *leverage effect* yaitu ketika terdapat korelasi negatif antara volatilitas dan *return* periode lalu. Hal ini dapat diuji dengan menggunakan *cross correlation* (Tagliafichi, 2003). Model yang memiliki efek asimetris ditandai dengan korelasi silang yang tidak bernilai nol. Pengujian untuk mendeteksi adanya efek asimetris juga dikembangkan oleh Engle & Ng (1993) yaitu *Sign & Size Bias Test* yang dapat melihat ada tidaknya ketergantungan heteroskedastisitas terhadap tanda (*sign)* dan ukuran (*size)* dari guncangan sebelumnya. Menurut Akpan & Moffat (2017), berikut adalah persamaan dari *Sign & Size Bias Test*:

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 N_{t-1}^- + \alpha_2 N_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1} + \alpha_3 N_{t-1}^+ \hat{\varepsilon}_{t-1} + e_t. \qquad (2.13)$$

$$N_{t-1}^+ = 1 - N_{t-1}^- \qquad (2.14)$$

dimana:

N_{t-1}^- = variabel *sign bias*

$N_{t-1}^- \hat{\varepsilon}_{t-1}$ = variabel *negative sign bias*

$N_{t-1}^+ \hat{\varepsilon}_{t-1}$ = variabel *positive sign bias*

dengan hipotesis:

$\mathrm{H}_0 := \alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 0$ (Tidak terdapat efek asimetris pada residual)

$\mathrm{H}_1 := \exists \alpha_i \neq 0, i = 1,2,3$ (Terdapat efek asimetris pada residual)

Model GARCH yang mengandung efek asimetris itu dapat diatasi dengan model GARCH Asimetris. Menurut Saria dkk. (2017), dalam melakukan pendugaan dan peramalan, model asimetris GARCH menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam menggambarkan volatilitas dibandingkan model klasik dalam pendugaan dan peramalan data keuangan. Contoh dari GARCH asimetris adalah *Exponential* GARCH (EGARCH) dan *Threshold* GARCH (TGARCH).

2.11 EGARCH

Menurut Dhamija & Bhalla (2010), model EGARCH biasa digunakan untuk keperluan literasi keuangan. Model ini dirancang khusus untuk mempertimbangkan efek asimteris antara *return* aset positif dan negatif (Nelson, 1991). Penggunaan bentuk log pada persamaan *conditional variance* menjamin bahwa varians akan selalu bernilai positif walaupun parameter bernilai negatif. Sehingga parameter-parameter pada EGARCH tidak perlu dibatasi. Menurut Masqood dkk. (2017), model EGARCH (p, q) dapat ditulis dengan persamaan berikut:

$$\log(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \left[\left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| \right] + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \log(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{i=1}^{q} \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \quad (2.15)$$

dengan:

α_0 =konstanta

α_i = efek ARCH

β_i = efek GARCH

$\log(\sigma_t^2)$= model *Exponential* GARCH.

γ_i = parameter efek asimetris.

Menurut Brooks (2014), parameter gamma menggambarkan volatilitas asimetris dimana:

Jika $\gamma_i = 0$ artinya tidak ada volatilitas asimetris (simetris).

Jika $\gamma_i > 0$ artinya guncangan positif (*positive shocks)* akan lebih meningkatkan volatilitas daripada guncangan negatif (*negative shocks).*
Jika $\gamma_i < 0$ artinya guncangan negatif akan lebih meningkatkan volatilitas daripada guncangan positif.

2.12 TGARCH

Model *Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic* (TGARCH) adalah pengembangan dari model EGARCH. Model *Threshold* GARCH (TGARCH) juga mengulas mengenai standar deviasi sebagai fungsi linier dan *shocks* dan *lagged* dari standar deviasi (Francq & Zakoian, 2010). Menurut Masqood dkk. (2017), model TGARCH (p, q) dapat ditulis dengan persamaan berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_i\, \sigma_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 I_{t-i} \qquad (2.16)$$

dengan:

α_0 =konstanta
α_i = efek ARCH
β_i = efek GARCH
γ_i = parameter efek asimetris

Dimana $I_{t-i} = 1$ untuk $\varepsilon_{t-i} < 0$ dan $I_{t-i} = 0$ untuk $\varepsilon_{t-i} \geq 0$. Jika γ_i bernilai nol maka tidak terdapat efek asimetris dan dapat digunakan model GARCH.

2.13 *Akaike Information Criterion* (AIC)

Pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan mempertimbangkan salah satu kriteria informasi yaitu *Akaike Information Criterion* (AIC) Penentuan model terbaik dapat dilakukan dengan melihat nilai terkecil dari AIC, semakin kecil nilai

AIC maka semakin baik model tersebut. Menurut Ahmad & Ping (2014), *Akaike Information Criterion* (AIC) dapat ditulis dengan persamaan:

$$AIC = -2\ln L + 2k \tag{2.17}$$

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i; \theta) \tag{2.18}$$

dengan:

L = nilai *likelihood*

k = jumlah parameter bebas dalam model

$L(\theta)$ = fungsi *likelihood*

2.14 Akurasi Peramalan

Akurasi suatu model menunjukan seberapa dekat dan tepat model dalam meramalkan data aktual. Pada penelitian ini digunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Square Error* (MSE). Akurasi suatu model dikatakan semakin baik apabila nilai RMSE dan MSE semakin kecil.

2.14.1 *Mean Square Error* (MSE)

Nilai MSE memberi informasi mengenai nilai rata-rata dari kesalahan kuadrat. Apabila nilai MSE semakin kecil maka hasil peramalan deret waktu akan semakin akurat. Bentuk persamaan MSE dapat ditulis sebagai berikut:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^{n} (Y_t - \widehat{Y_t})^2}{n} \tag{2.19}$$

dengan:

Y_t = data aktual pada periode ke-t

$\widehat{Y}_t$ = data peramalan pada periode ke-t

n = jumlah data observasi

2.14.2 *Root Mean Square Error* (RMSE)

Nilai RMSE memberi informasi mengenai akar dari nilai rata-rata dari kuadrat kesalahan. Apabila nilai RMSE semakin kecil maka hasil peramalan deret waktu akan semakin akurat. Bentuk persamaan RMSE dapat ditulis sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}(Y_t - \widehat{Y_t})^2}{n}} \tag{2.20}$$

dengan:

Y_t = data aktual pada periode ke-t

$\widehat{Y_t}$ = data peramalan pada periode ke-t

n = jumlah data observasi

2.15 Uji Shapiro-Wilks

Uji Shapiro Wilks adalah uji yang digunakan untuk melihat apakah data mengikuti distribusi normal atau tidak. Hipotesis awal yang digunakan untuk uji ini adalah data berdistribusi normal. Menurut Razali & Wah (2011), statistik uji Shapiro Wilks daoat didefinisikan dengan:

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^{n} a_i y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{2.21}$$

$$a_i = (a_1, \ldots., a_n) = \frac{\boldsymbol{m}^T \boldsymbol{V}^{-1}}{(\boldsymbol{m}^T \boldsymbol{V}^{-1} \boldsymbol{V}^{-1} \boldsymbol{m})^{1/2}} \tag{2.22}$$

$$\boldsymbol{m} = (m_1, \ldots\ldots, m_n)^T \tag{2.23}$$

dengan:

y_i = observasi ke-i

$\bar{y}$ = rata-rata observasi

$\boldsymbol{m}$ = nilai harapan dari *order statistics of independent*

$\boldsymbol{V}$ = matriks kovarians

2.16 Uji Ljung-Box

Uji Ljung-Box diperkenalkan oleh Ljung & Box (1978) sebagai uji statistik yang digunakan untuk melihat apakah terdapat sekelompok autokorelasi dari deret waktu berbeda dari nol. Hipotesis awal dari uji ini adalah tidak terdapat autokorelasi sampai *lag* ke-k. Menurut Uyanto (2020) persamaan statistik uji Ljung-Box ditulis dalam bentuk berikut:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{h}\frac{r_k^2}{n-k} \tag{2.24}$$

dengan:

n = banyak data

r_k = autokorelasi pada *lag* ke-k

h = jumlah *lag* yang akan diuji

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester genap tahun akademik 2021/2022 dan bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data harga saham Pt. Bank KB Bukopin (BBKP) periode 15 Januari 2018 - 11 Januari 2022.

3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk mendapatkan model GARCH terbaik dengan menggunakan *software R*. Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam metode TGARCH dan EGARCH ini adalah sebagai berikut:

1. Mempersiapkan data yang akan diolah yaitu data *return* harga saham Pt. Bank KB Bukopin (BBKP).
2. Melakukan Uji Stasioneritas dengan plot dan uji ADF.
3. Identifikasi model Box-Jenkins dengan melihat *correlogram* dari *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

4. Memilih model ARMA terbaik dengan membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC)
5. Melakukan uji ARCH-LM untuk melihat efek ARCH
6. Melakukan pendugaan parameter GARCH dan pemilihan model GARCH terbaik dengan membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC)
7. Melakukan uji efek asimetris (*leverage effect)*
8. Melakukan pendugaan parameter TGARCH dan EGARCH dan pemilihan model TGARCH dan EGARCH terbaik dengan membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC).
9. Mengukur akurasi peramalan dengan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Square Error* (MSE).

V. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis pada data *return* harian saham PT Bank KB Bukopin (BBKP) periode 15 Januari 2018- 11 Januari 2022 didapatkan adanya volatilitas asimetris pada data *return* sehingga dilakukan pemodelan menggunakan EGARCH dan TGARCH karena dapat mengatasi efek asimetris yang terdapat pada data. Pada penelitian ini diperoleh bahwa ARMA (0,1) dan EGARCH (2,1) adalah model yang menunjukan performa terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil dan signifikansi dari semua parameternya dengan nilai RMSE sebesar 0,03989 dan MSE sebesar 0,00159. Model ARMA (0,1) dan EGARCH (2,1) yang terbentuk untuk peramalan *return* dan volatilitas adalah sebagai berikut:

ARMA (0,1):

$$\widehat{Yt} = 0{,}07192\varepsilon_{t-1}$$

EGARCH (2,1):

$$\widehat{\log(\sigma_t^2)} = 0{,}01430 + 0{,}36657\left|\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right| - 0{,}39187\left|\frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}}\right| + \log(\sigma_{t-1}^2) + 0{,}44351\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} - 0{,}37568\frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}}$$

Keberadaan volatilitas asimetris di model EGARCH (2,1) dijelaskan oleh parameter gamma yaitu γ_1 (bernilai positif) memiliki arti guncangan positif akan meningkatkan volatilitas sebesar 0,44351 dan γ_2 (bernilai negatif) memiliki arti guncangan negatif akan meningkatkan volatilitas sebesar 0,37568.

DAFTAR PUSTAKA

Ahmad, M.H., & Ping, P.Y. 2014. Modelling Malaysian Gold Using Symmetric and Asymmetric GARCH Models. *Applied Mathematical Sciences.* **8**(17): 817-822.

Ahmed, A.E.M. & Suliman, S.Z. 2011. Modeling Stock Market Volatility Using GARCH Models Evidence from Sudan. *International Journal of Business and Social Science*. **2**(23): 114-128.

Akpan, E.A. & Moffat, I.U. 2017. Detection and Modeling of Asymmetric GARCH Effect in a Discrete- Time Series. *International Journal of Statistics and Probability*. **6**(6): 111-119.

Anisa, A., & Himawan, H. 2018. Penggunaan GARCH dalam Penodelan Data Nilai Tukar IDR terhadap USD. *Jurnal Matematika, Statistika, dan Komputasi*. **3**(2): 60-69.

Armstrong, J.S. 2007. Significance Test Harm Progress in Forecasting. *International Journal of Forecasting*. **23**(2): 321-327.

Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics,* (31): 307-327.

Brooks, C. 2014. *Introductory Econometric for Finance.* Cambridge University Press, United Kingdom.

Cryer, J.D. & Chan, K.S. 2008. *Time Series Analysis: With Apllication in R: Second Edition*. Spinger Science dan Businiess Media, USA.

Dhamija, A.K. & Bhalla, V.K. 2010. Financial Time Series Forecasting : Comparison of Various Arch Models. *Global Journal of Finance and Management*. **49**: 185-202.

Dutta, A. 2014. Modelling volatility: symmetric or asymmetric garch models. *Journal of Statistics: Advances in Theory and Applications*. **12**(2): 99–108.

Engle, R.F. 1982. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*. **50**: 978-1008.

Engle, R.F. & Ng, V.K. 1993. Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *Journal of Finance.* **48**(5): 1749 -1778.

Francq, C. & Zakoian, J.M. 2010. *GARCH Models*. John Wiley and Sons, Ltd., United Kingdom.

Gujarati, D.N. 2003. *Basic Econometrics: 4th Edition*. McGraw-Hill Companies, Inc, New York.

Hanke, J.E., Reitsch, A.G. & Wichern, D.W. 2003. *Peramalan Bisnis*. Edisi Ke-7. PT. Prenhallindo, Jakarta

Kostenko, A.V.,& Hyndman, R.J. 2008. Forecasting without significance test. Nov 2008. https://www.researchgate.net/publication/222105750. Diakses pada 20 Juni 2022.

Ljung, G.M. & Box, G.E.P. 1978. On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models. *Biometrika*. **65**(2): 297-303.

Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E. 2000. *Metode dan Peramalan*. Interaksara, Jakarta.

Maqsood, A., Safdar, S., Shafi, R., & Lelit, N. J. 2017. Modeling stock market volatility using GARCH models: A case study of Nairobi Securities Exchange (NSE). *Open Journal of Statistics*. **7**: 369–381.

Maruddani, D.A.I. &Wuryandari, T. 2007. Model ARCH dan GARCH untuk Mengukur Volatilitas Harga Saham PT HM Sampoerna Tbk Indonesia (Pengukuran Volatilitas Harga Saham). *Jurna; Sains & Matematika (JSM)*. **15**(3): 51-56.

Montgomery, D.C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons, New Jersey.

Mubarokah, I.S., Fitrianto, A., & Afendi, F.M. 2020. Perbandingan Model GARCH Simetris dan Asimetris pada Data Kurs Harian. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*. **4**(4): 627-637.

Nelson, D. 1991 Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, **59**: 347-370.

Razali, N.M., & Yap, B.W. 2011. Power Comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling Tests. *Journal of Statistical Modelling and Analytics*. **2**(1): 21-33.

Reider. R. 2009. Volatility Forecasting I: GARCH Models. Oct 2009. https://www.scribd.com/doc/164154353/Volatility-Forecasting-I-GARCH-Models-Reider. Diakses pada 2 Januari 2022

Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews.* Andi: Yogyakarta.

Saria, L.K., Achsanib, N.A., & Sartono, B. 2017. Pemodelan Volatilitas Return Saham: Studi Kasus Pasar Saham Asia Modelling Volatility of Return Stock Index: Evidence from Asian Countries. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia*. **18**(1): 35-52.

Setiawan, E., Nisa, K., & Herawati K. 2019. Modeling Stock Return Data using Asymmetric Volatility Models : A Performance Comparison based on the Akaike Information Criterion and Schwarz Criterion. *Journal of Engineering and Scientific Research (JESR).* **1**(1): 40-45.

Tsay, R.S. 2005. *Analysis of Financial Time Series : Financial Econometrics*. John Wiley & Sons, Inc, Chicago.

Tagliafichi, R. 2003. *The GARCH Model and Their Application to the VaR*. Buenos Aires, Argentina.

Uyanto, S.S. 2020. Power Comparisons of Five Most Commonly Used Autocorrelation Test. *Pakistan Journal of Statistics and Operation Research*. **16**(1): 119-130.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education, Inc, California.

Whitten, J.L., Bentley, L.D., & Dittman, K.C. 2007. *Systems Analysis and Design Methods*. McGraw-Hill, New York.

Winarno, W.W. 2011. *Analisis Ekonometrika dan Statistik dengan Eviews*. UPPT STIM YKPN, Yoyakarta.

Zakoian, J.M. 1994. Threshold Heteroskedastic Models. *Journal of Economic Dynamics and Control*. **18**: 931-955.