PENERAPAN MODEL *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (EGARCH) PADA DATA *RETURN* SAHAM BANK NEGARA INDONESIA TBK. TAHUN 2014-2017

(Skripsi)

Oleh

EKY AMBARWATI

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2019

ABSTRACT

THE APPLICATION OF EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (EGARCH) MODEL ON STOCK RETUN DATA OF BANK NEGARA INDONESIA TBK. IN 2014-2017

By

EKY AMBARWATI

The EGARCH model is a model used to predict time series data with a variety of errors in heterogeneous data and has asymmetric data. One of the data cases that have asymmetrical nature is the return of Bank Negara Indonesia Tbk. stock data during the period of May 2014 to October 2017. The study was conducted by modelling the data into the ARMA, GARCH, and EGARCH models and then choosing a model with a significant P-value and SC value selected to obtain the best EGARCH model for returning Bank Negara Indonesia Tbk. stock data to predict the value of stock returns in the next period. Results of the research show that the variance equation $\ln(\sigma^2) = -0.898140 + 0.233141\left|\frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma^2_{t-1}}}\right| - 0.100803\frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma^2_{t-1}}}$.

Keywords: Time series, ARIMA, ARCH, GARCH, Asymmetric Effect, EGARCH

ABSTRAK

PENERAPAN MODEL *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (EGARCH) PADA DATA RETURN SAHAM BANK NEGARA INDONESIA (PERSERO) Tbk. TAHUN 2014-2017

Oleh

EKY AMBARWATI

Model EGARCH merupakan model yang digunakan untuk meramalkan data deret waktu dengan ragam galat pada data bersifat heterogen dan data yang asimetris. Salah satu kasus data yang memiliki sifat asimetris adalah data return saham Bank Negara Indonesia Tbk. selama periode Mei 2014 sampai Oktober 2017. Penelitian dilakukan dengan memodelkan data ke dalam model ARMA, GARCH, dan EGARCH kemudian dipilih model dengan P-value yang signifikan dan nilai SC terkecil untuk mendapatkan model EGARCH terbaik untuk data return saham Bank Negara Indonesia Tbk. guna meramalkan nilai return saham pada periode selanjutnya. Hasil dari penelitian menunjukkan persamaan ragam $\ln(\sigma^2) = -0.898140 + 0.233141\left|\frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma^2{}_{t-1}}}\right| - 0.100803\,\frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma^2{}_{t-1}}}$.

Kata kunci: Deret waktu, ARIMA, ARCH, GARCH, efek asimetris, EGARCH

PENERAPAN MODEL *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (EGARCH) PADA DATA *RETURN* SAHAM BANK NEGARA INDONESIA TBK. TAHUN 2014-2017

Oleh

EKY AMBARWATI

Skripsi

Sebagai Salah SatuSyarat untuk Memperoleh Gelar
SARJANA SAINS

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2019

Judul Skripsi : **PENERAPAN MODEL *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (EGARCH) PADA DATA *RETURN* SAHAM BANK NEGARA INDONESIA TBK. TAHUN 2014-2017**

Nama Mahasiswa : Eky Ambarwati

Nomor Pokok Mahasiswa : 1317031031

Jurusan : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.	**Dra. Dorrah Aziz, M.Si.**
NIP 19650125 199003 2 001	NIP 19610128 198811 2 001

2. Ketua Jurusan Matematika

Prof. Dra. Wamiliana, M.A., Ph.D.
NIP 19631108 198902 2 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.** ....

Sekretaris : **Dra. Dorrah Aziz, M.Si.** ....

Penguji
Bukan Pembimbing : **Drs. Eri Setiawan, M.Si.** ....

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Drs. Suratman, M.Sc.
NIP 19640604 199003 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **29 Mei 2019**

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : **Eky Ambarwati**

Nomor Pokok Mahasiswa : **1317031031**

Judul : **Penerapan Model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH) pada Data *Return* Saham Bank Negara Indonesia Tbk. tahun 2014-2017**

Jurusan : **Matematika**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri, bukan hasil orang lain, dan semua hasil tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. 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, Oktober 2019

Penulis

Eky Ambarwati
NPM. 1317031031

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Sinar Seputih, Lampung Tengah pada tanggal 19 Mei 1995 sebagai anak ketiga dari tiga bersaudara dari Bapak Wakiyo dan Ibu Eliyati.

Pendidikan Sekolah Dasar (SD) diselesaikan di SDN Sinar Seputih, Bangunrejo Lampung Tengah pada tahun 2006. Kemudian, penulis menyelesaikan Sekolah Menengah Pertama (SMP) di SMPN 1 Bangunrejo pada tahun 2009. Pada tahun 2013, penulis menyelesaikan Sekolah Menengah Atas (SMA) di SMAN 1 Kalirejo, Lampung Tengah.

Tahun 2013, penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA Unila melalui jalur SBMPTN. Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif di Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA).

Padatahun 2016, penulis melakukan kegiatan Kuliah Praktik di Kantor Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional (BKKBN) Provinsi Lampung. Ditahun yang sama, padabulan Januari 2016 penulis juga melakukan kegiatan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Labuhan Permai Kecamatan Way Serdang, Kabupaten Mesuji Provinsi Lampung.

KATA INSPIRASI

Tidak ada jalan mudah menuju kebebasan, dan banyak dari kita akan harus melewati lembah gelap menyeramkan. Lagi dan lagi sebelum akhirnya kita meraih puncak kebahagiaan.

(NelsonMandela)

Tidak penting seberapa lambat Anda melaju, selagi Anda tidak berhenti.

(Confucius)

PERSEMBAHAN

Dengan mengucap puji syukur kehadirat Tuhan Yang Maha Esa Ku persembahkan Karya kecil ini untuk:

Ayah dan Ibuku Tercinta yang telah mencurahkan seluruh hidupnya untuk kebahagiaan penulis dan tidak berhenti untuk selalu mendoakan penulis.

Dosen pembimbing dan Penguji yang sangat berjasa dan selalu memberikan motivasi kepada penulis.

Almamater kebanggaan, Universitas Lampung.

SANWACANA

Puji syukur penulis ucapkan kehadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena atas rahmat dan hidayah-Nya skripsi ini dapat diselesaikan.

Skripsi yang berjudul "*Penerapan Model Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedaticity (EGARCH) pada Data Return Saham Bank Indonesia Tbk. Tahun 2014-2017*" adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana sains di Universitas Lampung.

Dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Ibu Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D., selaku Pembimbing Utama atas kesediaannya untuk memberikan bimbingan, saran, dan kritik dalam proses penyelesaian skripsi ini;
2. Ibu Dra. Dorrah Aziz, M.Si., selaku Pembimbing Kedua dan Pembimbing Akademik atas kesediaannya untuk memberikan bimbingan, saran, dan kritik dalam proses penyelesaian skripsi ini;
3. Bapak Drs. Eri Setiawan, M.Si., selaku Pembahas atas kritik dan saran dalam proses penyelesaian skripsi;
4. Ibu Prof. Dra. Wamiliana, M.A., Ph.D., selaku Ketua Jurusan Matematika;
5. Bapak Drs. Suratman, M.Sc., selaku Dekan FMIPA Universitas Lampung;

6. Ayah dan ibu tercinta, terimakasih atas kepercayaan, dukungan dan doanya. Seluruh perhatian dan materi diberikan hanya untuk penulis yang belum dapat dibalas;
7. Kakak penulis Iriyawati dan Eming Widayat yang telah memberikan kepercayaan dan dukungan dalam menyelesaikan skripsi;
8. Teman-teman matematika 2013 yang kompak;
9. Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak dapat disebutkan satu persatu, atas peran dan dukungannya dalam laporan ini.

Akhir kata, penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, karena itu kritik dan saran sangat penulis harapkan. Semoga Skripsi yang sederhana ini dapat berguna dan bermanfaat bagi yang membutuhkan.

Bandar Lampung, Oktober 2019

Penulis

Eky Ambarwati
NPM. 1317031031

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Data deret waktu adalah sekumpulan data berupa angka yang didapat dalam suatu periode waktu tertentu. Data deret waktu biasanya berupa data tahunan, semesteran, triwulan, bulanan, mingguan, harian, dan seterusnya. Metode yang paling sering digunakan untuk peramalan adalah metode ARIMA atau *Autoregressive Integrated Moving Average* yang dikenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1971 (Makridakis, 1998). Pemodelan menggunakan metode ARIMA sering sekali memberikan galat dengan ragam yang homogen sehingga model tersebut tidak cocok digunakan pada data dengan ragam pada galat adalah heterogen seperti pada kasus data keuangan.

Engle (1982), memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) untuk memodelkan inflasi di Inggris yang mengandung ragam yang tidak konstan. Kemudian model ARCH disempurnakan menjadi *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) oleh Bolerslev pada tahun 1986. Kedua model ini memiliki karakteristik respon volatilitas yang simetris terhadap goncangan, baik goncangan positif maupun negatif. Data keuangan khususnya saham memiliki volatilitas yang asimetris yakni pergerakan volatilitas yang berbeda terhadap kenaikan atau penurunan harga suatu aset (Ariefianto, 2012).

Model yang dapat digunakan untuk menghadapi data yang asimetris adalah model Exponential GARCH yang diperkenalkan oleh Nelson di tahun 1991. Model EGARCH tidak membatasi nilai parameter yang non-negatif untuk menghasilkan ragam bersyarat non-negatif. Ragam galat masa sekarang tidak hanya dipengaruhi oleh galat masa lalu tetapi juga dipengaruhi oleh ragam galat masa lalu. Model EGARCH dapat digunakan investor dalam memilih periode yang tepat saat ingin berinvestasi dan menjual saham.

Salah satu kasus data keuangan yang memiliki sifat heteroskedastisitas dan bersifat asimeterik adalah data saham Bank Negara Indonesia Tbk periode Mei 2014 sampai Oktober 2017. Berdasarkan data dan uraian di atas penulis tertarik untuk meneliti penggunaan model EGARCH dalam mengatasi masalah asimertik pada data saham Bank Negara Indonesia Tbk.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Mendapatkan model EGARCH terbaik untuk data *return* harga saham Bank Negara Indonesia Tbk.
2. Meramalkan nilai *return* harga saham Bank Negara Indonesia Tbk. pada periode selanjutnya dengan menggunakan model EGARCH.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah selain untuk mengenal lebih jauh mengenai model EGARCH juga sebagai referensi bagi pembaca apabila ingin melakukan pemodelan dan peramalan khususnya pada data finansial.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Konsep Dasar Deret Waktu

Menurut Wei (2006), deret waktu adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu yang tetap. Meskipun biasanya tersusun berdasarkan urutan waktu, terutama pada beberapa interval waktu yang sama, penyusunan data juga dapat berdasarkan jarak. Sifat alami dari deret waktu adalah pengamatan yang berdekatan saling berhubungan atau berkorelasi, yaitu data sekarang berkaitan dengan data pada waktu sebelumnya. Tujuan dari analisis deret waktu ada dua, yaitu untuk memodelkan suatu mekanisme stokastik yang terdapat pada pengamatan yang berdasarkan waktu dan untuk meramalkan nilai pengamatan diwaktu yang akan datang berdasarkan data yang telah ada (Cryer,1986).

2.2 Kestasioneran Data Deret Waktu

Menurut Juanda dan Junaidi (2012), data deret waktu dikatakan stasioner jika memenuhi dua kriteria yaitu nilai tengah dan ragamnya konstan dari waktu ke waktu. Secara statistik dinyatakan sebagai berikut, $E(Y_t) = \mu$ (rata-rata yang konstan) serta *Var* $(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$ (ragam Y konstan).

Berdasarkan nilai tengah dan ragamnya, terdapat dua jenis kestasioneran data yaitu:

1. Stasioner terhadap nilai tengah

   Suatu data deret waktu dikatakan stasioner pada nilai tengahnya jika data berfluktuasi disekitar suatu nilai tengah yang tetap dari waktu ke waktu. Untuk mengatasi data yang tidak stasioner pada nilai tengahnya, dapat dilakukan proses pembedaan atau diferensiasi terhadap deret data asli. Proses pembedaan adalah proses mencari perbedaan antara data satu periode dengan periode sebelumnya secara berurutan. Data yang dihasilkan disebut data diferensiasi tingkat pertama. Selanjutya, jika diferensiasi pertama belum menghasilkan deret yang stasioner, dilakukan diferensiasi tingkat berikutnya.

2. Stasioner terhadap ragam

   Suatu data deret waktu dikatakan stasioner pada ragamnya jika data berflutuasi dengan ragam yang tetap dari waktu ke waktu. Data yang tidak stasioner pada ragam biasanya disebabkan oleh pengaruh musiman, sehingga setelah dihilangkan pengaruh musimnya dapat menjadi data stasioner. Untuk mengatasi data yang tidak stasioner pada ragamnya, umumnya dilakukan transformasi data asli kebentuk *logaritma natural* atau akar kuadrat.

Selanjutnya, jika data tidak stasioner baik pada nilai tengah maupun ragamnya, dilakukan proses diferensiasi dan transformasi ln atau akar kuadrat.

2.3 Pemeriksaan Kestasioneran Data Deret Waktu

Menurut Muis (2008), terdapat dua cara untuk menguji suatu data bersifat stasioner atau tidak, yaitu dengan cara grafik berupa tampilan *correlogram* dengan nilai ACF (*Autocorrelation Function*), dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) beserta nilai statistiknya, atau secara kuantitatif berupa uji akar unit dengan metode ADF (*Augmented Dickey Fuller Test*) dengan uji hipotesis.

2.4 Uji Stasioner Data Secara *Correlogram*

Uji stasioner secara *correlogram* dengan tampilan grafik batang berupa nilai koefisien ACF dan PACF dari *lag* yang tidak lain merupakan data deret waktu dari harga saham penutupan hari ke 1 sampai hari ke 16 maupun nilai galat. Koefisien autokorelasi menunjukan tingkat keeratan hubungan antara nilai dari variabel yang sama untuk periode waktu yang berbeda yang disebut *time lag*. Pengidentifikasian sifat stasioner data mengacu kepada penurunan nilai koefisien ACF maupun PACF, bila nilai koefisien baik ACF maupun PACF menurun secara eksponensial seiring dengan meningkatnya k (*lag*), hal tersebut menunjukan data sudah dalam kondisi stasioner. Sebaliknya data tidak stasioner, bila nilai koefisien ACF dan PACF tidak menurun menuju nol seiring dengan meningkatnya k.

Fungsi ACF yang dipergunakan untuk identifikasi sifat stasioner data tidak lain adalah memberikan informasi mengenai korelasi antara data-data deret waktu yang berdekatan. Secara matematis, fungsi autokorelasi *lag* ke k ditulis sebagai:

$$\rho_k = kovarian\ lag \text{ ke k} / varian$$

$$= cov\ (Y_t\ Y_{t+k}) / [var\ (Y_t)\ var\ (Y_{t+k})] \quad (2.1)$$

Untuk data yang bersifat stasioner, maka nilai *varian* akan konstan, sehingga *var* (Y_t) = *var* (Y_{t+k}). Dengan demikian persamaan ρ_k menjadi,

$$\rho_k = cov\ (Y_t\ Y_{t+k}) / [var^2\ (Y)]$$

$$= \gamma_k / \gamma_0 \quad (2.2)$$

2.5 Uji Stasioner Secara Kuantitatif

Yang dimaksud dengan pengujian sifat stasioner data secara kuantitatif adalah uji akar-akar unit yang menggunakan metode ADF. Pengujian secara kuantitatif apakah data deret waktu harga saham penutupan bersifat stasioner atau tidak stasioner sangatlah penting agar hasil kesimpulan tidak bersifat subyektif sebagaimana bila dalam bentuk tampilan grafik.

Pengujian dengan menggunakan metode ADF menyiaratkan data bersifat stasioner jika hasil ADF lebih kecil dari nilai kritis 5%.

$$Y_t - Y_{t-1} = \rho\ Y_{t-1} - Y_{t-1} + e_t$$

$$\Delta Y_t = (\rho - 1)\ Y_{t-1} + e_t$$

$$= \delta Y_{t-1} + e_t \quad (2.3)$$

Dengan kata lain, jika $\delta = (\rho - 1) = 0$ atau $\rho = 1$ yang berarti data tidak bersifat stasioner atau sebaliknya. Metode transformasi dengan cara pembedaan untuk mengatasi data deret waktu yang tidak stasioner menjadi stasioner adalah sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + e_t \tag{2.4}$$

Persamaan (2.4) merupakan model yang tidak stasioner. Dengan transformasi pembedaan pertama, yaitu dikurangi Y_{t-1}, maka nilai rata-rata dan varian menjadi:

$$Y_t - Y_{t-1} = \beta_1 + e_t$$

$$\Delta(Y_t) = \beta_1 + e_t$$

$$E(\Delta Y_t) = E(\beta_1 + e_t) = \beta_1 \tag{2.5}$$

$$Var\,(\Delta Y_t) = Var\,(\beta_1 + e_t) = \sigma^2 \tag{2.6}$$

Tampak jelas bahwa setelah ditransformasi, baik nilai rata-rata maupun varian telah konstan, yang berarti data $\Delta(Y_t)$ sudah stasioner. Adapun uji hipotesis ADF adalah:

Uji hipotesis:

H_0 : Data deret waktu tidak stasioner

H_1 : Data deret waktu stasioner

Signifikansi : $\alpha = 5\%$

Statistik uji $\tau = \dfrac{\hat{\rho}}{se\,(\hat{\rho})}$

Wilayah kritis : tolak H_0 jika $\tau_{hitung} > \tau_{MacKinnon}$ atau *P-value*$<\alpha$

2.6 Proses *Autoregressive*

Proses *autoregressive* pertama kali diperkenalkan oleh Yule pada tahun 1927. Proses *autoregressive,* disingkat AR adalah regresi deret Y_t terhadap amatan waktu lampau dirinya sendiri. Y_{t+k}, untuk k = 1, 2, … , p. Bentuk persamaannya adalah:

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + e_t \quad (2.7)$$

Dengan $|\beta_p|<1$ dan e_t merupakan kumpulan semua peubah yang memengaruhi Y_t selain dari nilai p muatan waktu lampau terdekat. Dapat diperhatikan model ini sudah dikurangi dengan konstanta nilai tengah atau garis kecenderungan deret, sehingga $E(Y_t) = 0$. Dengan demikian, deret yang digunakan dalam model ini adalah simpangan terhadap rataannya atau terhadap garis kecenderungannya. Jika garis kecenderungannya membentuk kecenderungan musiman, maka model ini dikatakan "*deseasonalized*" atau secara umum dikatakan "*detrended*" yaitu model yang garis kecenderungannya sudah dihilangkan.

1. Proses *Autoregressive* Orde Pertama

Model *autoregressive* orde pertama, disingkat AR(1), persamaannya adalah:

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + e_t \quad (2.8)$$

Sifat – sifat AR(1) yang stasioner adalah:

i. $E(Y_t) = 0$

ii. $\gamma_0 = Var\ (Y_t) = \sigma^2 / (1-\beta^2)$

iii. $\gamma_k = \beta\gamma_{k-1} = \beta^k\ \sigma^2 / (1-\beta^2)$

iv. $\rho_k = \gamma_k / \gamma_0$

Syarat kestasioneran proses AR(1) ini ialah bahwa $|\beta| < 1$.

2. Proses *Autoregressive* Orde Kedua

Model *Autoregressive* orde kedua, disingkat AR(2), persamaannya adalah:

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + e_t \tag{2.9}$$

Sifat – sifat AR(2) yang stasioner adalah:

i. $\gamma_k = \beta\gamma_{k-1} + \beta\gamma_{k-2}$ untuk k= 1, 2, …

ii. $\rho_k = \beta\rho_{k-1} + \beta\rho_{k-2}$ untuk k= 1, 2, …

Persamaan di atas dinamakan persamaan Yule-Walker. Syarat kestasioneran AR(2) adalah $\beta_1 + \beta_2 < 1$, $\beta_2 - \beta_1 < 1$, $|\beta_2| < 1$.

3. Proses Autoregressive Ordo p

Model autoregressive ordo p, disingkat AR(p), persamaannya adalah:

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \ldots + \beta_p Y_{t-p} + e_t \tag{2.10}$$

Persamaan Yule-Walker untuk AR(p) adalah:

$\rho_1 = \beta_1 + \beta_2\ \rho_2 + \ldots + \beta_p\ Y_{t-1}$

$\rho_2 = \beta_1\rho_1 + \beta_2 + \ldots + \beta_p\ Y_{t-2}$

$\rho_p = \beta_1\rho_{p-1} + \beta_2\rho_{p-2} \quad + \ldots + \beta_p.$

2.7 Proses *Moving Average*

Proses *moving average* pertama kali diperkenalkan oleh Slutsky pada tahun 1927. Model regersi ini melibatkan selisih nilai variabel sekarang dengan nilai dari variabel sebelumnya. Proses *moving average* disingkat sebagai MA(q), persamaannya adalah:

$$Y_t = e_t - \alpha_1 e_{t-1} - \alpha_2 e_{t-2} - \ldots - \alpha_p e_{t-q} \qquad (2.11)$$

1. Proses *Moving Average* Orde Pertama

Model yang paling sederhana adalah MA(1), persamaannya adalah:

$$Y_t = e_t - \alpha_1 e_{t-1} \qquad (2.12)$$

Sifat-sifat model ini adalah:

i. $E(Y_t) = 0$
ii. $\gamma_0 = Var\ (Y_t) = \sigma^2 / (1 + \alpha^2)$
iii. $\gamma_1 = -\alpha\sigma^2$
iv. $\rho_1 = -\ \alpha / (1 + \alpha^2)$

v. $\gamma_k = \rho_k = 0$ untuk $k \geq 2$.

2. Proses *Moving Average Orde* Kedua

Model MA(2), persamaannya adalah:

$$Y_t = e_t - \alpha_1 e_{t-1} - \alpha_2 e_{t-2} \tag{2.13}$$

Sifat-sifat model ini adalah:

i. $E(Y_t) = 0$

ii. $\gamma_0 = Var\ (Y_t) = \sigma^2 / (1+ \alpha_1^2 + \alpha_2^2)\sigma^2$

iii. $\gamma_1 = (-\alpha_1 + \alpha_1\alpha_2)\sigma^2$

iv. $\gamma_1 = -\alpha_1\sigma^2$

v. $\rho_1 = (-\alpha_1 + \alpha_1\alpha_2)\ (1+ \alpha_1^2 + \alpha_2^2)$

vi. $\gamma_k = \rho_k = 0$ untuk $k \geq 3$.

3. Proses *Moving Average Orde q*

Untuk model umum MA(q), persamaannya adalah:

$$Y_t = e_t - \alpha_1 e_{t-1} - \alpha_2 e_{t-2} - \dots - \alpha_p e_{t-q} \tag{2.14}$$

berlaku,

$$\rho_k = \frac{-\alpha_k + \alpha_1\alpha_{k+1} + \alpha_2\alpha_{k+2} + \cdots + \alpha_{q-k}\alpha_q}{1 + \alpha_1^2 + \alpha_2^2 + \cdots + \alpha_q^2} \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, q$$

$$= 0, \text{ untuk } k \geq q+1$$

2.8 Proses ARMA(p,q)

Menurut Juanda dan Junaidi (2012), Proses ARMA terdiri dari penggabungan antara model AR dan MA. Nilai Y_t tidak hanya dipengaruhi oleh nilai peubah tersebut, tetapi juga oleh galat perubah tersebut pada periode sebelumnya. Bentuk umumnya sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \ldots + \beta_p Y_{t-p} + e_t + \alpha_1 e_{t-1} + \alpha_2 e_{t-2} - \ldots + \alpha_p e_{t-q} \qquad (2.15)$$

1. ARMA(1.1)

Persamaan Yule Walker untuk ARMA(1, 1) adalah:

i. $\gamma_0 = \beta_1 Y_1 + [1- \alpha (\beta - \alpha)]\sigma^2$ untuk k = 0
ii. $\gamma_k =(1- \alpha\beta)(\alpha - \beta)\beta^{k-1}\sigma^2/ (1 - \alpha^2)$ untuk k = 1
iii. $\rho_k = (1- \alpha\beta) (\alpha - \beta)\beta^{k-1} \sigma^2 / (1 - 2\alpha\beta + \alpha^2)$ untuk k = 1

2. ARMA (p,q)

Persamaan Yule Walker untuk ARMA(p,q) adalah:

$$\rho_k = \beta_1\rho_{k-1} + \beta_2\rho_{k-2} + \ldots + \beta_p\rho_{k-p} \text{ untuk } k > q \qquad (2.16)$$

2.9 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model AR, MA, atau ARMA dengan data yang stasioner melalui proses diferensiasi disebut model ARIMA. Suatu deret waktu (Y_t) disebut mengikuti model ARIMA jika deret dengan diferensiasi ke-d ($W_t = \Delta^d Y_t$) adalah proses ARMA (p,d,q). Dalam Praktik biasanya $d \leq 2$. Misalnya Y_t suatu ARIMA (p,1,q), dengan $W_t = Y_t - Y_{t-1}$ maka

$$W_t = \beta_0 + \beta_1 W_{t-1} + \beta_2 W_{t-2} + \ldots + \beta_p W_{t-p} + e_t + + \alpha_1 e_{t-1} + \alpha_2 e_{t-2} - \ldots + \alpha_p e_{t-q} \quad (2.17)$$

2.10 Prosedur Box-Jenkins

Untuk menentukan apakah perilaku data mengikuti pola AR, MA, ARMA, atau ARIMA dan untuk menentukan ordo AR, MA serta tingkat proses diferensiasi untuk menjadi data stasioner. Box dan Jenkins (1982), telah mengembangkan suatu prosedur yang dikenal dengan prosedur Box-Jenkins, yaitu:

1. Identifikasi model
2. Estimasi parameter model
3. Evaluasi model
4. Prediksi atau peramalan

2.11 Identifikasi Model

Langkah pertama yang perlu dilakukan dalam membangun model adalah mendeteksi masalah stasioner data yang digunakan. Jika data tidak stasioner pada *level*, diperlukan proses diferensiasi untuk mendapatkan data yang stasioner (baik pada *level* maupun pada *differences*), langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi model. Metode yang umum digunakan untuk pemilihan model melului ACF dan PACF. Misalnya, jika dimiliki data deret waktu sebagai berikut $Y_1, Y_2, \ldots, Y_t$, maka dapat dibangun pasangan nilai $(Y_1, Y_{k+1}), (Y_2, Y_{k+2}), \ldots, (Y_t, Y_{k+t})$. Autokorelasi untuk *lag* k (korelasi antara Y_t dengan Y_{t+k}) dinyatakan sebagai ρ_k, yaitu:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{T}(Y_t - \overline{Y})(Y_{t-k} - \overline{Y})}{\sum_{t=1}^{T}(Y_t - \overline{Y})2} \qquad (2.18)$$

dimana, ρ_k = koefisien autokorelasi untuk *lag* k dan $\bar{Y}$ = rata-rata data deret waktu. Karena ρ_k merupakan fungsi dari k, maka hubungan autokorelasi dengan *lag* nya dinamakan fungsi autokorelasi (ACF). Fungsi autokorelasi pada dasarnya memberikan informasi bagaimana korelasi antara data-data (Y_t) yang berdekatan. Selanjutnya, jika fungsi autokorelasi tersebut digambarkan dalam bentuk kurva, dikenal dengan istilah *correlogram* ACF.

PACF didefenisikan sebagai korelasi antara Y_t dan Y_{t-k} setelah menghilangkan pengaruh autokorelasi *lag* pendek dari korelasi yang diestimasi pada *lag* yang lebih panjang. Algoritma untuk menghitung PACF sebagai berikut:

$$\begin{cases} \rho_1 & , untuk\ k = 1 \\ \dfrac{\rho_k - \sum_{j-1}^{k-1} \emptyset_{k-1}\rho_{k-j}}{1 - \sum_{j-1}^{k-1} \emptyset_{k-1}\rho_{k-j}} & , untuk\ k > 1 \end{cases} \qquad (2.19)$$

dimana, ϕ_k: *partial autocorrelation* pada *lag* k dan ρ_k adalah *autocorrelation* pada *lag* k. Pemilihan modelnya dengan ACF maupun PACF secara grafis mengikuti ketentuan sebagai berikut.

Tabel 1. Pola ACF dan PACF

Model	Pola ACF	Pola PACF
AR(p)	*Exponential, Exponential oscillation* atau *sine wave*	Menurun drastik pada *lag* tertentu
MA(q)	Menurun drastis pada *lag* tertentu	*Exponential, Exponential oscillation* atau *sine wave*
ARMA(p,q)	*Exponential, Exponential oscillation* atau *sine wave*	*Exponential, Exponential oscillation* atau *sine wave*

2.12 Estimasi Parameter Model

Tahap ini merupakan estimasi model tentatif dari persamaan tersebut. Pada tahap ini dilakukan pengujian kelayakan model dengan mencari model terbaik. Model terbaik didasarkan pada *goodness of fit*, yaitu tingkat signifikasi koefisien peubah bebas (termasuk konstanta) melalui uji t, uji F, maupun nilai koefisien determinasi (R^2) serta dengan menggunakan AIC dan SC.

2.13 Evaluasi Model

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap galat model yang diperoleh. model yang baik memiliki galat yang bersifat acak. Analisis galat dilakukan dengan *correlogram*, baik melalui ACF maupun PACF. Jika koefisien ACF maupun

PACF secara individual tidak bersifat acak, harus kembali ketahap sebelumnya untuk memilih model yang lain. Pengujian signifikasi ACF dan PACF dapat dilakukan melalui uji Barlet, Box dan Pierce, dan Ljung-Box.

2.14 Prediksi atau Peramalan

Tahap terakhir adalah melakukan prediksi atau peramalan berdasarkan model yang terpilih. Menurut Supranto (1984), peramalan adalah memperkirakan sesuatu pada waktu-waktu yang akan datang berdasarkan data masa lampau yang dianalisis secara ilmiah, khususnya menggunakan metode statistika. Menurut Assauri (1993), peramalan merupakan seni dan ilmu dalam memprediksikan kejadian yang mungkin dihadapi pada masa yang akan datang.

Masalah dalam peramalan biasanya dibagi kedalam tiga istilah. Istilah pendek, sedang, dan panjang dalam peramalan. Istilah pendek menyangkut kejadian yang hanya beberapa waktu periode (hari, minggu, dan bulan) kedepannya. Lalu istilah sedang artinya peramalannya secara luas dari satu sampai dua tahun kedepannya. Istilah panjang sendiri dalam masalah peramalan dapat diperluas menjadi dua tahun atau lebih (Shewhart and Wilks, 2007).

Dengan metode peramalan yang tepat, hasil peramalannya dapat dipercaya ketetapannya. Oleh karena masing-masing metode peramalan berbeda-beda, maka penggunaannya harus hati-hati terutama dalam pemilihan metode dalam peramalan. Untuk mengevaluasi kesalahan peramalan bisa menggunakan *Mean*

Square Error (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2.15 Proses *White Noise*

Proses *White Noise* digunakan untuk pemeriksaan diagnostik model untuk menguji kelayakan model ARIMA dan *Exponential* GARCH (EGARCH). Suatu proses ε_t disebut proses *white noise* jika data terdiri dari variabel acak yang tidak berkorelasi dan berdistribusi normal dengan rata-rata konstan E (ε_t) = 0, variansi konstan Var (ε_t) = σ^2 dan γ_k = Cov ($\varepsilon_t, \varepsilon_{t+k}$) = 0 untuk k ≠ 0.

Dengan demikian proses *white noise* stasioner dengan:

Fungsi autokovariansi

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma^2, jika\ k = 0 \\ 0\ , jika\ k \neq 0 \end{cases}$$

Fungsi autokorelasi

$$\rho_k = \begin{cases} 1\ , jika\ k = 0 \\ 0\ , jika\ k \neq 0 \end{cases}$$

Fungsi autokorelasi parsial

$$\emptyset_{kk} = \begin{cases} 1\ , jika\ k = 0 \\ 0\ , jika\ k \neq 0 \end{cases}$$

Proses *white noise* dapat dideteksi menggunakan uji autokorelasi galat pada analisis *galat*-nya. Uji korelasi galat digunakan untuk mendeteksi ada tidaknya korelasi galat antar*lag*. Langkah-langkah pengujian korelasi galat yaitu:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \cdots = 0$ (galat tidak terdapat korelasi)

H_1: $\exists\ \rho_k \neq 0$, k= 1, 2, …, K (galat terdapat autokorelasi)

Taraf signifikansi α = 5%

Statistik uji *Ljung Box-Pierce* yaitu:

$$Q_k = T(T+2)\sum_{k=1}^{K}\frac{\hat{\rho}_k{}^2}{T-k}$$

dengan,

T : banyaknya data

K : banyaknya *lag* yang diuji

$\hat{\rho}_k$: dugaan autokorelasi galat periode k

Kriteria keputusan yaitu tolak H_0 jika Q-hitung $>\mathcal{X}^2_{(\alpha,df)}$ tabel , dengan derajat kebebasan K dikurangi banyaknya parameter pada model (Wei, 2006).

2.16 Uji Jarque-Berra

Pemeriksaan kenormalan sisaan baku model menggunakan uji Jarque Berra. Uji ini berfungsi untuk menguji kenormalan sebaran data yang mengukur perbedaan antara *skewness* (kemenjuluran) dan *kurtosis* (keruncingan) data dari sebaran normal.

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

dengan,

T : banyaknya pengamatan

S : kemenjuluran

K : keruncingan

Tolak H_0 jika JB $>\chi^2_{(2)}$, maka galat baku tidak menyebar normal.

2.17 Varians Berubah

Ketidakkonsistenan suatu varians galat sering dikenal dengan sebutan heteroskedastisitas, dengan *hetero* berarti berbeda, *scedastic* berarti sebaran. Salah satu asumsi penting dari model regresi linear klasik adalah bahwa gangguan (*disturbance*) yang muncul dalam fungsi regresi populasi adalah homoskedastik, yaitu semua gangguan (galat) tadi mempunyai varians yang sama (Gujarati dan Porter, 1997). Dalam deret waktu dikatakan *heteroscedastic* jika dari varians berubah tiap waktunya, dan sebaliknya disebut *homoscedastic* jika varians konstan (Asokan, 2001).

Adapun model deret waktu yang dikelompokkan dalam varians berubah, yaitu

1). Model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH)

2). Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH)

2.18 Uji *Lagrange Multiplier* (LM)

Engle menunjukkan bahwa data deret waktu selain sering memiliki masalah autokorelasi juga memiliki masalah heteroskedastisitas. Uji yang dapat digunakan untuk mendeteksi keberadaan heteroskedastisitas atau keberadaan efek ARCH adalah uji ARCH *Lagrange Multiplier* (ARCH-LM) (Tsay, 2005:114).

Menurut Brooks (2014), Langkah-langkah uji ARCH *Lagrange Multiplier* adalah sebagai berikut:

1. Jalankan sembarang bentuk regresi linear, seperti:

$$y_t = \mu + \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 y_{t-2} + \cdots + \theta_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

2. Kuadratkan galatnya dan regresikan resiual tersebut pada *lag* ke q untuk menguji order ke-q ARCH,

$$\sigma_t^2 = \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \theta_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q}^2$$

   dengan ε_t adalah galat. Dapatkan R^2 dari regresi ini.

3. Statistik uji didefinisikan sebagai

$$LM = TR^2 \qquad (2.20)$$

   dengan,

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}$$

T menyatakan jumlah observasi dan R^2 adalah *r-square*, dan berdistribusi $\chi^2(q)$.

4. Hipotesis nol dan alternatif adalah:

$$H_0 : \theta_1 = \theta_2 = \cdots = \theta_q = 0,$$

$$H_1 : \theta_1 \neq 0 \text{ atau } \theta_2 \neq 0 \text{ atau ... atau } \theta_q \neq 0$$

2.19 Model ARCH

Untuk menangani volatilitas data, diperlukan suatu pendekatan tertentu untuk mengukur volatilitas galat. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah dengan memasukan peubah bebas yang mampu memprediksi volatilitas galat tersebut. Menurut Engle (1982), ragam galat yang berubah-ubah ini terjadi karena ragam galat tidak hanya fungsi dari peubah bebas tetapi juga tergantung seberapa besar galat dimasa lalu. Engle mengembangkan model dimana rata-rata dan ragam suatu deret waktu dimodelkan secara simultan. Model tersebut dikenal dengan model ARCH. Untuk menjelaskan proses terbentuknya model ARCH, misalnya terdapat model regresi dengan persamaan berikut.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + e_t \qquad (2.21)$$

Pada data *cross section*, heterokedastisitas yang terjadi berhubungan langsung dengan peubah bebas, sehingga untuk mengatasinya hanya perlu melakukan transformasi persamaan regresi. Namun dalam model ARCH, heteroskedasitas terjadi karena data deret waktu memiliki volatilitas tinggi. Jika suatu data pada suatu periode memiliki fluktuasi yang tinggi dan galat juga tinggi, diikuti suatu periode dimana fluktuasinya rendah dan galatnya juga rendah, ragam galat dari model akan sangat bergantung dari fluktuasi galat sebelumnya. Persamaan ragam galat dalam model ARCH dapat ditulis sebagai berikut:

$$\sigma^2_t = \theta_0 + \theta_1 e^2_{t-1} \tag{2.22}$$

Persamaan (2.21) disebut persamaan rata-rata sedangkan persamaan (2.22) disebut persamaan ragam. Persamaan (2.22) menunjukan bahwa ragam galat memiliki dua unsur, yaitu konstanta (θ_0) dan kuadrat galat periode yang lalu bersyarat pada galat e_{t-1}. Menggunakan informasi heteroskedasitas bersyarat dari e_t, maka parameter β_1 dan β_2 akan dapat diestimasi secara lebih efisien.

Persamaan (2.21) disebut model ARCH (1) karena ragam dari galat e_t tergantung hanya dari fluktuasi galat kuadrat satu periode yang lalu. Jika ragam galat e_t tergantung dari fluktuasi galat kuadrat dari beberapa periode yang lalu (*lag* p), maka model ARCH (p) dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan berikut:

$$\sigma^2_t = \theta_0 + \theta_1 e^2_{t-1} + \theta_2 e^2_{t-2} + \ldots + \theta_p e^2_{t-p} \tag{2.23}$$

2.20 Model GARCH

Bollerslev (1986), mengemukakan bahwa ragam galat tidak hanya tergantung dari galat lalu tetapi juga ragam galat periode yang lalu. Berdasarkan hal tersebut, Bollerslev kemudian mengembangkan model ARCH dengan memasukan unsur galat periode lalu dan ragam galat. Model ini dikenal sebagai model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedacity* (GARCH).

Menggunakan persamaan rata-rata (2.21) dan memasukan ragam galat periode yang lalu ke dalam persamaan ragam (2.22), model GARCH dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + e_t \tag{2.24}$$

$$\sigma^2_t = \theta_0 + \theta_1 e^2_{t-1} + \lambda_1 \sigma^2_{t-1} \tag{2.25}$$

Model persamaan (2.25) disebut model GARCH(1,1), karena ragam galat hanya dipengaruhi oleh galat satu periode sebelumnya dan ragam galat satu sebelumnya. Jika ragam galat dipengaruhi oleh galat p periode sebelumnya (*lag* p unsur ARCH) dan ragam galat q periode sebelumnya (*lag* q unsur GARCH), maka model GARCH (p,q) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma^2_t = \theta_0 + \theta_1 e^2_{t-1} + \theta_p e^2_{t-p} + \lambda_1 \sigma^2_{t-1} + \ldots + \lambda_q \sigma^2_{t-q} \tag{2.26}$$

2.21 Keasimetrian Model

Kondisi galat lebih kecil dari nol atau penurunan harga aset sering disebut dengan istilah *bad news* dan kondisi galat yang lebih besar dari nol atau peningkatan harga aset sering disebut dengan *good news.* Apabila *good news* dan *bad news* memberikan pengaruh yang tidak simetris terhadap volatilitas, keadaan ini dikenal sebagai *leverage effect* (Chen, 2005). Untuk menggunakan model EGARCH diperlukan asumsi bahwa data galat yang diuji harus memiliki efek asimetris. Pada tahun 1993, Engle mengusulkan suatu uji efek asimetris yang disebut *sign and size bias test* untuk menentukan apakah model asimetris dibutuhkan atau model GARCH sudah cukup memadai. Untuk memeriksa pengaruh efek asimetris, dataderet waktu terlebih dahulu harus dimodelkan ke dalam model GARCH dan diambil galat datanya. Kemudian lakukan uji efek asimetris berdasarkan persamaan regresi berikut:

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

$$S_{t-1}^+ = 1 - S_{t-1}^-$$

dengan,

S_{t-1}^- : variabel dummy yang bernilai satu jika $\hat{\varepsilon}_{t-1} < 0$ dan nol untuk yang selainnya.

φ_1 : Parameter *sign bias* (efek positif atau negatif)

φ_2 : Parameter *size bias* (besar efek negatif)

φ_3 : Parameter *size bias* (besar efek positif)

dengan hipotesis yang diuji adalah :

H_0 : $\varphi_0 = \varphi_1 = \varphi_2 = \varphi_3 = 0$ (galat bersifat simetris).

H_1 : Paling tidak ada satu tanda "=" tidak berlaku (galat bersifat asimetris).

Statistik uji: $t_{hit} = \frac{\hat{\varphi}_1}{se(\hat{\varphi}_1)}$

Dengan kriteria penolakan H_0 adalah tolak H_0 jika *p-value* $< \alpha$ atau $t_{hit} > t^{\alpha/2}_{n-2}$.

2.22 Model *Exponential* GARCH (EGARCH)

Model EGARCH diperkenalkan oleh Nelson (1991). Model EGARCH memiliki persamaan sebagai berikut:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \lambda \ln(\sigma_{t-1}^2) + \varphi \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \theta \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (2.27)$$

dimana $\omega, \lambda, \varphi,$ dan θ adalah parameter-parameter yang diestimasi. $\ln(\sigma_t^2)$ merupakan model Exponensial GARCH. ω merupakan parameter dari model Exponensial GARCH. λ merupakan besarnya pengaruh isu positif terhadap variansi saat ini. φ merupakan besarnya pengaruh volatilitas peiode lalu yang mempengaruhi varians saat ini. Dan θ merupakan parameter dari model GARCH. Pada persamaan (2.27) *conditional variance* menggunakan bentuk logaritma natural.Ini berarti *conditional variance* tidak pernah negatif (Brooks, 2014).

2.23 Pendugaan Parameter pada Model EGARCH

Diberikan $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ danε_1, ε_2, ..., ε_n merupakan sampel acak berukuran n yang bebas stokastik identik (iid) dari $f(\varepsilon_t; \theta)$ dengan $\theta = 0, \sigma_t^2$ dengan menggunakan fungsi kepekatan peluang tersebut selanjutnya akan dibentuk fungsi *likelihood*:

$\mathrm{L}(\theta) = f(\varepsilon_1;\theta).\, f(\varepsilon_2;\theta).....f(\varepsilon_n;\theta)$

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{T} f(\,\varepsilon_t;\theta)$$

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{T} \frac{1}{\sqrt{2\pi\,\sigma_t{}^2}} e^{\frac{-\varepsilon_t^2}{2\sigma_t{}^2}}$$

$$\mathrm{L}(\theta)=(2\pi\sigma_t{}^2)^{-\frac{n}{2}} \exp[-\frac{1}{2\sigma_t{}^2}\textstyle\sum_{t=1}^{n} \varepsilon_t{}^2] \quad (2.28)$$

Kita dapat menuliskan fungsi *likelihood* sebagai berikut :

$$\ln \mathrm{L}(\theta) \;=\; \ln(2\pi\sigma_t{}^2)^{-\frac{n}{2}} \exp[-\frac{1}{2\sigma_t{}^2}\textstyle\sum_{t=1}^{n} \varepsilon_t{}^2$$

$$= -\frac{n}{2}\ln 2\pi - \frac{n}{2}\ln \sigma_t{}^2 - \textstyle\sum_{t=1}^{n} \frac{\varepsilon_t{}^2}{2\sigma_t{}^2} \quad (2.29)$$

Menurut Bollerslev (1986), metode iterasi *Berndt-Hall-Hall-Hausman (BHHH)* dapat digunakan untuk mengestimasi parameter dari EGARCH (p,q). Iterasi *Berndt-Hall-Hall-Hausman* (BHHH) menggunakan turunan pertama dari fungsi *log- likelihood.*

2.24 Kriteria Informasi Untuk Memilih Model

Kriteria informasi digunakan untuk pemilihan model terbaik yang dipilih berdasarkan *Akaike Info Criterion* (AIC) dan *Schwarz Criterion* (SC) karena kedua kriteria ini konsisten dalam menduga parameter model. Tujuan AIC adalah menemukan prediksi yang terbaik sedangkan tujuan SC adalah menemukan model dengan probabilitas posterior tertinggi dari model. Kedua kriteria tersebut dirumuskan sebagai berikut.

$$AIC = -2\left(\frac{l}{T}\right) + 2\left(\frac{k}{T}\right),$$

$$SC = -2\left(\frac{l}{T}\right) + k\,ln(T)/T \qquad (2.30)$$

dengan

$$l = -\frac{Td}{2}(1 + \ln 2\pi) - \frac{T}{2}\ln\left|\widehat{\Omega}\right|,$$

$$\left|\widehat{\Omega}\right| = \det\left(\frac{\sum_t \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_t'}{T}\right)$$

dengan l adalah fungsi log-*likelihood*, *k* adalah jumlah parameter yang diestimasi, *T* adalah jumlah observasi, dan *d* adalah banyaknya persamaan. Semakin besar nilai log-*likelihood* yang dimiliki suatu model, maka model tersebut akan semakin baik. Kriteria AIC dan SC memuat fungsi log-*likelihood*, sehingga model yang dipilih untuk meramalkan data adalah model dengan nilai SC terkecil karena lebih konsisten dalam menduga parameter model.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada tahun ajaran 2017/2018 bertempat di jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Lampung.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan adalah data deret waktu sekunder yang diambil dari www.seputarforex.com untuk data harian harga saham Bank Negara Indonesia Tbk. Periode 2 Mei 2014 sampai 31 Oktober 2017 (lampiran).

3.3 Metode Penelitian

Adapun langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis data menggunakan statistika deskriptif.
2. Melihat pola data menggunakan plot garis pada data harian *return* saham Bank Negara Indonesia Tbk.

3. Memeriksa kestasioneran data menggunakan uji ADF dan plot ACF data. Jika data tidak stasioner terhadap nilai tengah dan ragam maka dilakukan *differencing* dan transformasi pada data.
4. Mengidentifikasi model Box-Jenkins dengan menggunakan plot ACF dan plot PACF.
5. Mengestimasi parameter model Box-Jenkins melalui uji signifikansi koefisien peubah independen.
6. Melakukan uji diagnostik galat pada ARMA meliputi uji *white noise* dengan *correlogram Q-statistic probabilities* dan uji normalitas dengan uji Jarque-Bera.
7. Melakukan uji heteroskedastisitas pada galat ARMA dengan menggunakan uji ARCH-LM
8. Mengidentifikasi dan mengestimasi model ARCH dan GARCH melalui uji signifikansi koefisien peubah independen.
9. Melakuan pengujian efek asimetris menggunakan model GARCH.
10. Membentuk model dan mengestimasi parameter model EGARCH.
11. Melakukan peramalan *return* harga saham dengan model EGARCH untuk periode berikutnya.

V. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian mengenai penerapan model EGARCH pada data *return* saham harian Bank Negara Indonesia Tbk. Periode Mei 2014 sampai Oktober 2017 maka dapat disimpulkan bahwa model Egrach yang sesuai untuk meramalkan *return* saham harian Bank Negara Indonesia Tbk. tahun 2014 sampai 2017 yang berjumlah 843 data adalah model EGARCH(1,1) sebagai model ragam dengan persamaan model:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0.898140 + 0.233141\left|\frac{\mathrm{e}_{\mathrm{t}-1}}{\sqrt{\sigma^2{}_{\mathrm{t}-1}}}\right| - 0.100803\frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma^2{}_{t-1}}}$$

$$+0.910631 ln(\sigma^2{}_{t-1})$$

DAFTAR PUSTAKA

Assauri, S. 1998. *Manajemen Produksi dan Operasi*. Lembaga FEUI, Jakarta.

Asokan, M.V. 2001. *ARCH and GARCH Models.* Dept of Statistics & Actuarial Sciences University of Waterloo, Canada.

Ariefianto, M.D. 2012. *Ekonometrika Esensi dan Aplikasi dengan Menggunakan EViews*. Erlangga, Jakarta.

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

Box, G.E.P. dan Jenkins, G.L. 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden day, San Francisco.

Brooks, C. 2014. *Introductory Econometrics for Finance.* 3rd Edition. Cambridge University Press, New York.

Chen, M.C., Cheng, S.J. dan Hwang, Y.C. 2005. An Empirical Investigation of The Relationship Between Intellectual Capital and Firm's Market Value and Financial Performance. *Journal of Intellectual Capital*. **6**: 159-76.

Cryer, D.J. 1986. *Time Series Analysis*. PWS-KENT Publishing Company Inc., Boston.

Engle, R.F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimares of The Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrics*. **50**:987-1008.

Gujarati, D.N. dan Porter, D.C. 2009. *Basic Econometrics.* 5th Edition. McGraw-Hill Irwin, New York.

Gujarati, D.N. dan Porter, D.C. 1997. *Ekonometrika Dasar.* Terjemahan Sumarno Zain. Erlangga, Jakarta.

Juanda, B. dan Junaidi. 2012. *Ekonometrika Deret Waktu.* IPB Press., Bogor.

Makridakis, S.S. 1998. *Methods and AplicationsIn Forecasting.* John Wiley & Sons, Inc., New York.

Muis, S. 2008. *Meramalkan Pergerakan Harga Saham Menggunakan Pendekatan Model Arima, Indeks Tunggal & Markowitz.* Graha Ilmu, Yogyakarta.

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

Shewhart, W.A. dan Wilks, S.S. 2008. *Wiley Series in Probability and Statistics.* John Wiley & Sons, Inc., New York.

Supranto. 1984. *Ekonomi.* Buku Dua Ghalia, Indonesia.

Tsay, R.S. 2005. *Analysis of Financial Time Series.* A John Wiley & Sons, Inc. Publication, New York.

Wei, W.W. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods.* 2nd Edition. Pearson, New York.