

**PEMODELAN DATA DERET WAKTU ASIMETRIK DENGAN  
*EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL  
HETEROSCEDASTICITY (EGARCH) PADA DATA RETURN*  
PENUTUPAN HARGA SAHAM**

**(Skripsi)**

**Oleh**

**SUSI YANTI**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2021**

## ABSTRACT

### *ASYMMETRIC TIME SERIES DATA MODELING WITH EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (EGARCH) ON STOCK PRICE CLOSURE RETURN DATA*

By

**Susi Yanti**

Time series data, especially financial data, often show a phenomenon of non-constant variance called heteroscedasticity. The appropriate time series model to solve this heteroscedasticity problem is ARCH-GARCH model where the mean and variance of time series data are modeled simultaneously. However, this ARCH-GARCH model cannot be applied on time series data that have an asymmetric effect, namely the downward and increase tendency in the level of volatility when returns rise and vice versa. One method that can be used to analyse data with asymmetric effect is the Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH) method. The purpose of this study is to apply the best EGARCH model to the closing return data of PT. Borneo Olah Sarana Sukes Tbk.

Based on the results of this study, it was found that the best models were ARMA(3,0) and EGARCH(1,2) with the following equation:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0.576153 + 0.929866 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 0.527684 \frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - 0.257794 \left[ \frac{|e_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - 0.086363 \frac{|e_{t-2}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

Keyword: time series, volatility, asymmetric, EGARCH

## ABSTRAK

### PEMODELAN DATA DERET WAKTU ASIMETRIK DENGAN *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (EGARCH) PADA DATA RETURN PENUTUPAN HARGA SAHAM*

Oleh

Susi Yanti

Data deret waktu terutama data keuangan sering kali menunjukkan fenomena varians tak konstan yang disebut heteroskedastisitas. Pemodelan deret waktu yang sesuai untuk masalah heteroskedastisitas ini adalah menggunakan model ARCH- GARCH dimana rata-rata dan ragam suatu data deret waktu dimodelkan secara simultan. Namun model ARCH-GARCH ini tidak dapat digunakan pada data deret waktu yang memiliki efek asimetrik, yaitu kecenderungan turun dan naik pada tingkat volatilitas saat return naik dan sebaliknya. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi data dengan perubahan yang asimetrik adalah metode Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH). Tujuan penelitian ini adalah untuk menerapkan model EGARCH terbaik pada data return penutupan harga saham PT. Borneo Olah Sarana Sukes Tbk.

Berdasarkan hasil dari penelitian ini diperoleh bahwa model terbaik adalah ARMA(3,0) dan EGARCH(1,2) dengan persamaan sebagai berikut:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0.576153 + 0.929866 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 0.527684 \frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - 0.257794 \left[ \frac{|e_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - 0.086363 \frac{|e_{t-2}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

Kata kunci : data deret waktu, volatilitas, asimetrik, EGARCH,

**PEMODELAN DATA DERET WAKTU ASIMETRIK DENGAN  
*EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL  
HETEROSCEDASTICITY (EGARCH)* PADA DATA RETURN  
PENUTUPAN HARGA SAHAM**

Oleh

***SUSI YANTI***

**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  
2021**

Judul Skripsi : **PEMODELAN DATA DERET WAKTU ASIMETRIK DENGAN *EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (EGARCH) PADA DATA RETURN PENUTUPAN HARGA SAHAM**

Nama Mahasiswa : **Susi Yanti**

No. Pokok Mahasiswa : 1617031048

Jurusan : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



1. Komisi Pembimbing

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

**Agus Sutrisno, S.Si., M.Si.**  
NIP. 197008311999031002

2. Ketua Jurusan Matematika

**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., Msi.**  
NIP. 197403162005011001

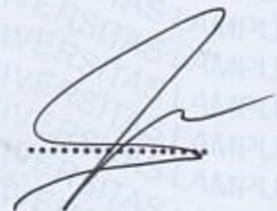
**MENGESAHKAN**

1. Tim Penguji

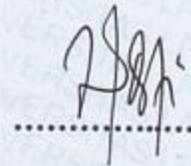
Ketua : **Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**



Sekretaris : **Agus Sutrisno, S.Si., M.Si.**



Penguji  
Bukan Pembimbing : **Widiarti, S.Si., M.Si.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



**Dr. Eng. Supto Dwi Yuwono, S.Si., M.T.**  
NIP. 197407052000031001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 11 Oktober 2021

## PERNYATAAN SKRISI MAHASISWA

Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Susi Yanti  
Nomor Pokok Mahasiswa : 1617031048  
Jurusan : Matematika  
Judul Skripsi : *Pemodelan data deret waktu asimetrik dengan Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (EGARCH) pada data return penutupan harga saham*

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

Bandar lampung, 18 Oktober 2021

Penulis



**Susi Yanti**  
NPM. 1617031048

## **RIWAYAT HIDUP**

Penulis bernama lengkap Susi Yanti merupakan anak bungsu dari pasangan Bapak Ading dan Ibu Sumarti yang dilahirkan di Desa Sukajadi, Kecamatan Sukau, Kabupaten Lampung Barat pada tanggal 12 Juli 1997.

Penulis telah menyelesaikan pendidikan Sekolah Dasar di SD N 1 Sukau tahun 2004- 2010, pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP N 2 Sukau pada tahun 2010-2013, dan pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMA N 1 Sukau pada tahun 2013-2016. Pada tahun 2016 penulis terdaftar sebagai mahasiwsi S1 Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur SNMPTN undangan.

Selama menjadi mahasiswa penulis pernah aktif dalam bidang organisasi Rohani Islam pada tahun 2017. Kemudian Pada tahun 2019 tepat pada tanggal 03 januari sampai dengan tanggal 09 februari 2019 penulis melaksanakan praktik kerja lapangan (PKL) di instansi Kantor Pelayanan Kekayaan Negara dan Lelang (KPKNL) Bandar Lampung. Adapun sebagai bentuk pengabdian mahasiswa dan menjalankan Tri Dharma perguruan tinggi, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa kedaton, Kecamatan Abung Tengah, Kabupaten Lampung Utara pada tanggal 01 juli sampai dengan 09 agustus 2019.

## *KATA INSPIRASI*

*“Wahai orang-orang yang beriman, jadikanlah sabar dan shalat sebagai penolongmu. Sesungguhnya Allah beserta orang-orang yang sabar.”*

*(QS. Al-Baqarah : 153)*

*“Maka bersabarlah kamu. Sungguh, janji Allah itu benar.”*

*(QS. Ar-Rum : 60)*

*“Bersemangatlah atas hal-hal yang bermanfaat bagimu. Minta tolonglah pada Allah, jangan engkau lemah.”*

*(HR. Muslim)*

## *PERSEMBAHAN*

*Dengan mengucapkan Alhamdulillah atas Rahmat Allah SWT  
kupersembahkan karya kecilku ini untuk :*

*Ayah dan Ibu tercinta*

*yang telah mencurahkan kasih sayang dan dukungan yang  
tak terhingga.*

*kak Pulung teh Rohma dan teh Armila*

*yang telah memberi semangat dan doa selama ini*

*Bu Nisa, Pak Agus dan Bu Widiarti*

*Dosen pembimbing dan penguji yang sangat berjasa yang  
telah memberikan pelajaran berharga selama penyusunan  
skripsi*

*Sahabat-sahabatku tersayang.*

*Terimakasih atas kebersamaan, keceriaan, canda dan tawa  
serta dukungan selama ini*

*Almamaterku tercinta Universitas Lampung*

## SANWACANA

Dengan mengucapkan *Alhamdulillah* puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, karena dengan limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Pemodelan data deret waktu asimetrik dengan *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH) pada data return penutupan harga saham”. Skripsi ini di susun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika (S.Mat.) di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

Dalam proses penyelesaian skripsi ini, penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak akan terwujud dan terealisasikan dengan baik tanpa adanya dukungan, bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena, itu penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih kepada :

1. Ibu Drs. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing I, atas kesediaan waktunya dalam membimbing, dan memberikan kritik serta saran kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
2. Bapak Agus Sutrisno, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing II, atas bantuan dan arahnya dalam penyusunan skripsi ini.
3. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji, atas kritik dan saran yang diberikan untuk perbaikan skripsi ini.
4. Bapak Drs. Rudi Ruswandi, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing akademik atas bimbingannya selama ini.
5. Bapak Dr. Aang nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung
6. Bapak Dr. Eng. Suropto Dwi Yuwono, S.Si., M.T. selaku dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung

7. Seluruh dosen dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
8. Ayah dan ibu tercinta yang selalu mendoakan, memberikan dukungan dan motivasi serta pengorbanan yang tak terhingga.
9. Kak Pulung, Teh Rohma dan Teh Armila yang telah memberikan semangat dan doa.
10. Sahabat dan teman-teman seperjuangan Matematika 2016 Eriza, Endang, Wiranti, Tari, Sinta, Hesti, dan semua teman-teman yang tidak bisa disebutkan satu persatu.
11. Almamater tercinta Universitas Lampung
12. Seluruh pihak yang telah membantu yang tidak dapat di sebutkan satu persatu

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih banyak kekurangan. Oleh sebab itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun untuk perbaikan dimasa yang akan datang dan penulis berharap semoga penyusunan skripsi ini dapat bermanfaat

Bandar Lampung, 18 Oktober 2021  
penulis

**Susi Yanti**

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xv
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xvi
<b>I. PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah .....	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	3
1.3 Manfaat Penelitian.....	3
<b>II. TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	4
2.1 Jenis Data Berdasarkan Waktu Pengumpulannya.....	4
2.2 Data Deret Waktu (Time Series).....	4
2.3 Stasioneritas .....	5
2.4 Pemeriksaan Kestasioneran Data Deret Waktu.....	6
2.4.1 Uji Stasioner Data Secara Korelogram .....	7
2.4.2 Uji <i>Augmented Dickey-Fuller (ADF)</i> .....	7
2.5 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial .....	8
2.6 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)</i> .....	9
2.7 Prosedur <i>Box-Jenkins</i> .....	11
2.7.1 Identifikasi Model .....	11
2.7.2 Estimasi Parameter Model ARIMA.....	12
2.7.3 Evaluasi Model.....	13
2.8 <i>Maximum Likelihood Estimation</i> .....	13
2.9 Model ARCH .....	15
2.10 Uji ARCH <i>Lagrange Multilier (LM)</i> .....	15
2.11 Model GARCH .....	16
2.12 Keasimetrisan Model.....	17

2.13	Model EGARCH .....	17
2.14	Kriteria Informasi .....	18
2.15	Return .....	19
2.16	Volatilitas .....	19
<b>III.</b>	<b>METODOLOGI PENELITIAN.....</b>	<b>20</b>
3.1	Waktu dan Tempat Penelitian .....	20
3.2	Data Penelitian .....	20
3.3	Metode Penelitian.....	20
<b>IV.</b>	<b>HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>22</b>
4.1	Identifikasi Plot Data Return.....	22
4.2	Uji Kestasioneran Data.....	23
4.3	Identifikasi Model Box-Jenkins .....	24
4.4	Estimasi Parameter Model Box-Jenkins .....	25
4.5	Evaluasi Model Box-Jenkins.....	27
4.6	Identifikasi Efek ARCH.....	28
4.7	Estimasi Parameter Model ARCH-GARCH.....	29
4.8	Pengujian Asimetris .....	31
4.9	Estimasi model EGARCH.....	32
<b>V.</b>	<b>KESIMPULAN .....</b>	<b>34</b>
	<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>35</b>
	<b>LAMPIRAN.....</b>	

## DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Pola ACF dan PACF .....	12
2. Uji Stasioneritas <i>Augmented Dickey Fuller</i> .....	23
3. Estimasi Parameter Model Box-Jenkins .....	25
4. Uji ARCH-LM .....	28
5. Estimasi Parameter Model ARCH-GARCH.....	29
6. Estimasi Model EGARCH.....	33

## DAFTAR GAMBAR

Gambar	halaman
1. Plot Data Return.....	22
2. Korelogram ACF dan PACF.....	24
3. Korelogram Residual ARIMA(3,0) .....	27
4. <i>Cross Correlogram</i> ARMA(3.0) dan GARCH(1,1) .....	31

## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang dan Masalah

Analisis deret waktu merupakan teknik statistik yang digunakan untuk melakukan analisis data yang mempertimbangkan pengaruh waktu. Data deret waktu dikumpulkan secara periodik berdasarkan urutan waktu, bisa dalam jam, hari, minggu, bulan, kuartal dan tahun. Model *time series* yang umum digunakan adalah *Autoregressive (AR)*, *Moving Average (MA)*, dan kombinasi *Autoregressive Moving Average (ARMA)*, yang mempunyai asumsi *homoscedasticity* (variansi yang homogen). Namun pada kasus data finansial biasanya memiliki kecenderungan berfluktuasi secara cepat dari waktu ke waktu sehingga variansi dari *error*-nya akan selalu berubah setiap waktu (heterogen). Ketidakpastian yang dihadapi data finansial biasanya mengakibatkan terjadinya pengelompokan volatilitas (*volatility clustering*) yaitu berkumpulnya sejumlah *error* dengan besar yang relatif sama dalam beberapa waktu berdekatan. Volatilitas digunakan untuk menggambarkan fluktuasi dari suatu data, sehingga memungkinkan datanya bersifat heteroskedastisitas

Berdasarkan sifatnya analisis variansi residualnya deret waktu dibagi menjadi dua yaitu deret waktu dengan variasi residual konstan dan deret waktu dengan variasi residual tidak konstan. Data deret waktu tidak konstan salah satunya adalah model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)*.

Menurut Juanda dan Junaidi (2011), data deret waktu terutama data keuangan seringkali memiliki volatilitas yang tinggi, dimana volatilitas mengacu pada kondisi yang berkonotasi tidak stabil. Sehingga diperlukan suatu pendekatan tertentu untuk mengukur volatilitas residualnya. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah model ARCH dimana rata-rata dan ragam suatu data deret

waktu dimodelkan secara simultan. ARCH sendiri diperkenalkan oleh Engle pada tahun 1982 yang kemudian di sempurnakan oleh Bollerslev pada tahun 1986 menjadi model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Model ARCH maupun GARCH mengasumsikan bahwa *error* yang positif dan *error* yang negatif akan memberikan pengaruh sama terhadap volatilitasnya. Namun faktanya, asumsi ini sering dilanggar, karena umumnya data *time series* justru menunjukkan fenomena ketidaksimetrisan antara nilai *error* positif dan *error* negatif terhadap volatilitasnya (Tsay, 2010).

Model ARCH-GARCH telah menjadi model yang banyak digunakan untuk meramalkan volatilitas, akan tetapi model ARCH-GARCH tidak selalu dapat menangkap secara penuh adanya *unit root* dengan frekuensi tinggi, sehingga sulit untuk memberikan keputusan kapan suatu pelaku saham akan memposisikan dirinya sebagai pembeli atau penjual. Selain itu model ARCH-GARCH tidak mempertimbangkan *leverage effect* secara mendalam. Efek asimetris dalam data-data keuangan juga mendapat perhatian luas dari pelaku dan peneliti pasar modal, efek asimetris terjadi jika *good news* dan *bad news* tidak memiliki dampak yang sama pada volatilitas return saham. Data dikatakan *bad news* ketika volatilitas mengalami penurunan sedangkan *good news* sebaliknya ketika volatilitas mengalami kenaikan secara berkala. Oleh karena itu salah satu metode yang dapat digunakan untuk menghadapi data dengan perubahan yang asimetrik adalah metode *Exponential GARCH* (EGARCH) (Setiawan, et al., 2019).

Pada kasus ini data deret waktu yang sering digunakan dalam berinvestasi setiap investor dapat memilih berbagai investasi yang ada, dimana setiap investasi memiliki karakteristik tersendiri dalam hal tingkat pengembalian (*return*) dan resiko. Salah satu instrumen keuangan yang banyak dipilih para investor adalah saham. Dimana saham merupakan salah satu bentuk investasi yang paling populer oleh perusahaan guna mendapatkan modal. Namun perkembangan pasar modal Indonesia ternyata mengalami pasang dan surut, dan mengakibatkan harga-harga saham di Indonesia mengalami pergolakan dan semakin fluktuatif.

Berdasarkan permasalahan diatas, penulis tertarik untuk mengaplikasikan model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH) pada data *return* penutupan harga saham PT. Borneo Olah Sarana Sukes Tbk.

## **1.2 Tujuan Penelitian**

Tujuan penelitian tugas akhir ini adalah untuk menerapkan model *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH) terbaik pada data *return* penutupan harga saham PT. Borneo Olah Sarana Sukes Tbk.

## **1.3 Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Menambah pengetahuan tentang EGARCH
2. Mengetahui langkah-langkah dalam memodelkan data dengan model EGARCH pada data *return* penutupan harga saham PT. Borneo Olah Sarana Sukes Tbk.
3. Menambah wawasan bagi pembaca tentang model EGARCH dan sebagai sumber referensi untuk penelitian lebih lanjut terhadap metode terkait.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Jenis Data Berdasarkan Waktu Pengumpulannya

Menurut Gujarati dan Porter (2009) jenis data dalam analisis empiris terbagi menjadi tiga, yaitu data *time series*, data *cross-section* dan data panel.

#### 1. *Time series*

Data *time series* adalah kumpulan nilai-nilai pengamatan dari suatu variabel yang diambil pada waktu yang berbeda. Data jenis ini dikumpulkan pada interval waktu tertentu, misalnya harian, mingguan, bulanan, dan tahunan.

#### 2. *Cross-section*

Data *cross-section* adalah data dari satu variabel atau lebih yang dikumpulkan pada waktu tertentu secara bersamaan.

#### 3. Data Panel

Data panel adalah data yang elemen-elemennya merupakan kombinasi dari data *time series* dan data *cross-section*.

### 2.2 Data Deret Waktu (*Time Series*)

Data deret waktu merupakan kumpulan nilai-nilai pengamatan dari suatu variabel yang diambil pada waktu yang berbeda. Data jenis ini dikumpulkan pada interval waktu tertentu, misalnya harian, mingguan, bulanan, dan tahunan.

Terdapat 4 macam tipe pola data deret waktu yaitu :

### 1. Pola data horizontal

Pola data horizontal terjadi pada saat data observasi berfluktuasi disekitaran suatu nilai konstan atau mean membentuk garis horizontal. Data ini disebut dengan data horizontal.

### 2. Pola data trend

Pola data trend terjadi apabila data pengamatan mengalami kenaikan atau penurunan selama periode jangka waktu panjang. Suatu data pengamatan yang mempunyai trend disebut data nonstasioner.

### 3. Pola data musiman

Pola data musiman terjadi apabila suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman. Pola data musiman dapat mempunyai pola yang berulang dari periode ke periode berikutnya.

### 4. Pola Data Siklis

Pola data siklis terjadi bilamana deret data dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.

## 2.3 Stasioneritas

Menurut Juanda dan Junaidi (2011), 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  $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \zeta^2$  (ragam Y konstan).

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

#### 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. Selanjutnya, 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 berfluktuasi 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 ke bentuk logaritma natural atau akar kuadrat.

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

## 2.4 Pemeriksaan Kestasioneran Data Deret Waktu

Terdapat dua cara yang umum digunakan dalam melakukan pendugaan terhadap kestasioneran data. Cara tersebut adalah dengan melihat nilai *Autocorrelation Function (ACF)* dan nilai *Partial Autocorrelation Function (PACF)* beserta nilai statistiknya pada grafik *correlogram*, atau uji stasioner secara kuantitatif berupa uji akar-akar unit (*unit root test*) dengan metode *Augmented Dickey-fuller (ADF)* dengan uji hipotesis.

### 2.4.1 Uji Stasioner Data Secara Korelogram

Data deret waktu yang tidak stasioner akan memiliki pola korelogram yang menurun secara eksponensial mendekati titik nol. Dengan kata lain, nilai-nilai koefisien autokorelasinya signifikan berbeda dari nol untuk beberapa periode waktu (*lag*) dan nilainya mengecil secara eksponensial. Sebaliknya, data deret waktu yang stasioner memiliki pola korelogram dengan nilai positif-negatif secara bergantian di sekitar titik nol atau tidak berbeda signifikan dengan nol.

### 2.4.2 Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Menurut Gujarati dan Porter (2009), kestasioneran data dapat juga diuji dengan menggunakan uji ADF.

Misalkan kita punya persamaan regresi :

$$\Delta Y_t = \phi Y_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \alpha_j^* \Delta Y_{t-j} + U_t \quad (2.1)$$

dimana  $\Phi$  adalah koefisien,  $Y_t$  adalah nilai variabel pada waktu ke- $t$ ,  $\alpha$  adalah suatu konstanta,  $U_t$  adalah residual pada waktu  $t$ ,

$$\Phi = \sum_{i=1}^p \alpha_i - 1 \text{ dan } \alpha_j^* = \sum_{j=1}^p \alpha_j \quad (2.2)$$

Uji statistik pada ADF berdasarkan pada t-statistik koefisien  $\Phi$  dari estimasi metode kuadrat terkecil biasa.

Pada uji ini hipotesis yang diuji adalah

$H_0 : \Phi = 0$  (data deret waktu tidak stasioner)

$H_1 : \Phi < 0$  (data deret waktu stasioner)

Dengan kriteria tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha$  atau  $t_{hitung} > t_{MacKinnon}$  yang berarti persamaan tidak mengandung akar unit sehingga data stasioner.

## 2.5 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial

Dalam metode time series, alat utama yang digunakan untuk mengidentifikasi model dari data yang akan diramalkan menggunakan fungsi autokorelasi atau ACF dan fungsi autokorelasi parsial atau PACF. ACF merupakan suatu proses korelasi pada data time series antara  $Y_t$  dengan  $Y_{t+k}$ . Plot ACF dapat digunakan untuk identifikasi model dan melihat kestasioneran data terutama dalam mean. Dari proses stasioner suatu data *time series* ( $Y_t$ ), diperoleh  $E(Y_t) = \mu$  dan ragam ( $Y_t$ ) =  $E(Y_t - \mu)^2 = \sigma_t^2$  yang konstan dan kovarian  $Cov(Y_t, Y_{t+k})$ , yang fungsinya hanya pada perbedaan waktu.

Fungsi autokovarians dapat ditulis sebagai berikut (Wei,1990) :

$$\gamma_k = Cov(Y_t, Y_{t+k}) = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] \quad (2.3)$$

dan fungsi autokorelasi antara  $Y_t$ , dan  $Y_{t+k}$  adalah:

$$\rho_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t+k})}{var(Y_t)var(Y_{t+k})} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.4)$$

dimana  $var(Y_t) = var(Y_{t+k}) = \gamma_0$ . Sebagai fungsi dari k,  $\gamma_k$  disebut fungsi dari autokovarian dan  $\rho_k$  disebut fungsi autokorelasi (Wei, 2006).

Nilai PACF digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  apabila pengaruh dari *time lag* 1, 2, 3,..., dan seterusnya sampai  $k - 1$  dianggap terpisah. Fungsi autokorelasi parsial dapat dinotasikan dengan  $corr(Y_t, Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k})$ .

## 2.6 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Salah satu model data deret waktu yang terkenal adalah model (ARIMA). Model ini dikembangkan oleh George EP Box dan Gwilym M Jenkins (1976), sehingga ARIMA sering juga disebut sebagai metode Box-Jenkins (Juanda dan Junaidi, 2011).

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

$$W_t = \phi_0 + \phi_1 Z_t + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.5)$$

### 1. Model Autoregressive (AR)

Menurut Juanda dan Junaidi (2011), Proses regresi diri (*autoregressive*), disingkat AR, adalah regresi deret  $Y_t$  terhadap amatan waktu lampau dirinya sendiri.  $Y_{t+k}$  untuk  $k = 1, 2, \dots, p$ .

Secara umum bentuk persamaan AR(p) adalah sebagai berikut :

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \quad (2.6)$$

Dimana  $e_t$  adalah *white noise*

dengan:

$Y_t$  : nilai variabel pada waktu ke-t

$Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p}$  : nilai masalalu dari time series yang bersangkutan pada waktu ke t

$e_t$  : nilai-nilai *error* pada waktu ke-t

$\phi_1, \dots, \phi_p$  : parameter-parameter *autoregressive* dengan  $i = 1, 2, \dots, p$

$p$  : orde AR

## 2. Model *Moving Average* (MA)

Jika nilai observasi dari  $Y_t$  dipengaruhi oleh sejumlah  $q$  *error* kesalahan pada masalalu maka  $Y_t$  merupakan proses *Moving Average*. Bentuk umum model *Moving Average* dengan orde  $q$ , dinotasikan dengan MA ( $q$ ) dinyatakan sebagai berikut (Mongomery et al. 2008):

$$Y_t = c + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.7)$$

dimana:

$Y_t$  : nilai variabel pada waktu ke-t

$\theta_1, \dots, \theta_q$  : parameter-parameter *moving average* dengan  $i = 1, 2, \dots, q$

$e_t$  : nilai *error* pada saat t,

$e_{t-q}$  : nilai *error* pada  $q$  periode yang lalu

$q$  : orde MA

Dari persamaan tersebut, terlihat  $Y_t$  merupakan rata-rata tertimbang dengan kesalahan sebanyak  $q$  periode kebelakang. Banyaknya kesalahan yang digunakan  $q$  pada persamaan ini menandai tingkat dari model *Moving Average*.

## 3. Model ARMA ( $p, q$ )

Bentuk ini merupakan campuran dari proses AR ( $p$ ) dan MA ( $q$ ), maka akan didapat model ARMA ( $p, q$ ). Model ini menyatakan bahwa sekarang dari suatu variabel  $y$  bergantung secara linear pada nilai variabel tersebut pada periode sebelumnya ditambah dengan kombinasi dari *white noise* residual sekarang dan sebelumnya. Adapun persamaannya adalah sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\begin{aligned} Y_t &= \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots \\ &\quad - \theta_q e_{t-q} \\ &= \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} - \sum_{i=1}^q \theta_i e_{t-i} + e_t \end{aligned} \quad (2.8)$$

## 2.7 Prosedur Box-Jenkins

Metode ARIMA berbeda dari metode peramalan lain karena metode ini tidak mensyaratkan suatu pola data tertentu, sehingga model dapat dipakai untuk semua tipe pola data. Metode ARIMA akan bekerja baik jika data dalam *time series* yang digunakan bersifat dependen satu sama lain secara statistik. Secara umum model ARIMA ditulis dengan ARIMA ( $p, d, q$ ) yang artinya model dengan derajat AR ( $p$ ), derajat pembeda  $d$ , dan derajat MA( $q$ ). Box dan Jenkins telah mengembangkan suatu prosedur yang dikenal dengan prosedur Box-Jenkins (Juanda dan Junaidi, 2011).

Terdapat empat tahapan prosedur Box-Jenkins yaitu:

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

### 2.7.1 Identifikasi Model

Untuk mengetahui apakah suatu data *time series* telah stasioner dapat dilihat dari plot *time series*. Selain menggunakan plot *time series*, kestasioneran data juga dapat dilihat dari plot autokorelasi. Jika autokorelasi berangsur-angsur berkurang secara perlahan atau tidak habis sama sekali maka diindikasikan bahwa data tidak stasioner sehingga perlu dilakukan pembedaan (biasanya tidak lebih dari sekali atau dua kali) sampai diperoleh data yang stasioner. Metode yang umum digunakan untuk pemilihan model ARIMA melalui korelogram ACF dan PACF.

Tabel 1. Pola ACF dan PACF

Model	Pola ACF	Pola PACF
AR (p)	Menurun secara eksponensial	Menurun drastis pada <i>lag</i> tertentu
MA (q)	Menurun drastis pada <i>lag</i> tertentu	Menurun drastis secara eksponensial
ARMA (p,q)	Menurun secara eksponensial	Menurun secara eksponensial

### 2.7.2 Estimasi Parameter Model ARIMA

Dalam melakukan pendugaan parameter pada model ARIMA dapat menggunakan metode *least-square*. Metode *least-square* merupakan suatu metode yang dilakukan untuk mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan (selisih antara nilai aktual dan peramalan).

Seperti pada model AR(1),

$$Y_t = \phi_1(Y_{t-1}) + e_t$$

Model *least-square* untuk AR(1) ditunjukkan dalam persamaan berikut:

$$S(\phi) = \sum_{t=2}^n e_t^2 \quad (2.9)$$

dengan,

$$e_t = Y_t - \phi_1(Y_{t-1})$$

maka

$$\frac{dS}{d\phi} = \sum_{t=2}^n (Y_t - \phi_1(Y_{t-1}))^2 \quad (2.10)$$

Kemudian persamaan (30) diturunkan terhadap  $\phi$  dan disamadengankan nol agar stasioner. Turunan  $S(\phi)$  terhadap  $\phi$  menghasilkan:

$$0 = \sum_{t=2}^n (Y_t - \phi_1(Y_{t-1}))^2$$

$$0 = -2 \sum_{t=2}^n (Y_t - \phi_1(Y_{t-1}))Y_{t-1}$$

$$\begin{aligned}
0 &= \sum_{t=2}^n Y_t Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-1}^2 \\
0 &= \sum_{t=2}^n Y_t Y_{t-1} - \phi_1 \sum_{t=2}^n Y_{t-1}^2 \\
&= \sum_{t=2}^n Y_t Y_{t-1} = \phi_1 \sum_{t=2}^n Y_{t-1}^2
\end{aligned}$$

Maka didapatkan nilai taksiran sebagai berikut:

$$\phi_1 = \frac{\sum_{t=2}^n Y_t Y_{t-1}}{\sum_{t=2}^n (Y_{t-1})^2} \quad (2.11)$$

Secara umum  $\phi$  dan  $\theta$  adalah parameter pada model Box-Jenkins, sedangkan  $\hat{\phi}$  dan  $\hat{\theta}$  adalah estimasi parameternya, standar deviasi  $\hat{\phi}$  merupakan standar *error* taksiran  $\phi$  dan standar deviasi  $\hat{\theta}$  merupakan standar *error* taksiran  $\theta$ .

### 2.7.3 Evaluasi Model

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap galat model yang diperoleh. Model yang baik memiliki galat yang bersifat acak (*white noise*). 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 signifikansi ACF dan PACF dapat dilakukan melalui uji Barlet, Box dan Pierce, dan Ljung-Box.

## 2.8 *Maximum Likelihood Estimation* (MLE)

*Maximum Likelihood Estimation* (MLE) merupakan metode penaksiran parameter dari gugus data yang mengikuti sebaran distribusi tertentu. Dalam hal ini MLE merupakan metode yang diterapkan untuk memaksimumkan fungsi *likelihood* dan

metode kuadrat terkecil (*least square method*) menggunakan pendekatan geometris dengan meminimumkan galatnya sehingga menghasilkan penaksir parameter dengan kemungkinan *maximum*. Misalkan  $X_1, X_2, \dots, X_n$  adalah suatu sampel random yang berukuran  $n$  dari suatu distribusi dengan pdf  $f(x; \theta)$ , yang bergantung pada  $\theta \in \Omega$ ,  $\Omega$  disebut ruang parameter. Karena  $X_1, X_2, \dots, X_n$  merupakan sampel random, pdf bersama dari  $X_1, X_2, \dots, X_n$  dapat dinyatakan sebagai:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) = f(x_1; \theta) f(x_2; \theta) \dots f(x_n; \theta) \quad (2.12)$$

Pdf dari  $X_1, X_2, \dots, X_n$  mengandung sampel parameter  $\theta$ , sehingga persamaan (2.12) dapat dituliskan sebagai suatu fungsi dari  $\theta$  sebut  $L(\theta)$ .

$$\begin{aligned} L(\theta) &= f(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) \\ &= f(x_1; \theta) f(x_2; \theta) \dots f(x_n; \theta) \\ &= \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) \end{aligned} \quad (2.13)$$

$L(\theta)$  disebut fungsi *likelihood*. Akan dicari  $\theta$  yang memaksimumkan  $L(\theta)$ .

Untuk mempermudah perhitungan dalam mencari nilai  $\theta$ ,  $L(\theta)$  dapat dimodifikasi kedalam bentuk  $\ln$  karena nilai  $\theta$  yang memaksimumkan  $\ln L(\theta)$  sama dengan nilai  $\theta$  yang memaksimumkan  $L(\theta)$ . Sehingga persamaan (2.13) dimodifikasi menjadi

$$\begin{aligned} \ln L(\theta) &= \ln \left( \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \ln f(x_i; \theta) \end{aligned} \quad (2.14)$$

Nilai  $\theta$  yang memaksimumkan  $\ln L(\theta)$  diperoleh dengan mendifferensialkan  $\ln L(\theta)$  terhadap  $\theta$  dan menyamakannya dengan nol dan memastikan bahwa turunan keduanya kurang dari nol

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta} &= 0 \\ \frac{\partial^2 \ln L(\theta)}{\partial \theta^2} &< 0 \end{aligned}$$

## 2.9 Model ARCH

Data deret waktu, terutama data keuangan sering kali memiliki volatilitas tinggi yang mengacu pada kondisi yang berkonotasi tidak stabil, cenderung bervariasi dan sulit diperkirakan. Dengan kata lain data semacam ini mengalami gejala heteroskedastisitas. Jika suatu data pada suatu periode memiliki fluktuasi yang tinggi dan residualnya juga tinggi, diikuti suatu periode dimana fluktuasi rendah dan residualnya juga rendah, ragam residual dari model akan sangat tergantung dari fluktuasi residual sebelumnya. Persamaan ragam residual dalam model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH) dengan varian  $e_t$  dapat ditulis dengan  $\sigma_t^2$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p e_{t-p}^2 \quad (2.15)$$

Persamaan (2.15) menunjukkan bahwa ragam residual  $\sigma_t^2$  memiliki 2 unsur yaitu, konstanta ( $\alpha_0$ ) dan residual periode yang lalu ( $e_{t-1}^2$ ), dimana ragam residual bergantung pada *lag* ke- $p$  dari kuadrat residual.

## 2.10 Uji ARCH *Lagrange Multiplier* (LM)

Engle menunjukkan bahwa seringkali data time series selain memiliki masalah autokorelasi juga memiliki masalah heteroskedastisitas, pengujian yang dapat digunakan untuk mendeteksi keberadaan heteroskedastisitas atau keberadaan efek ARCH dapat menggunakan statistik uji *Lagrange-Multiplier*.

$H_0 : \alpha_1 = \dots = \alpha_p = 0$  (tidak ada efek ARCH)

$H_1 : \text{minimal ada satu dengan } \alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$  (terdapat efek ARCH)

Taraf signifikan : 5%

Statistik uji :

$$LM = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/p}{SSR_1/(n-2p-1)}$$

dengan,

$p$  = banyaknya *lag* yang diuji

$$SSR_0 = \sum_{t=p+1}^n (e_t^2 - \omega)^2$$

$\omega$  = rata-rata sampel  $e_t^2$

$$SSR_1 = \sum_{t=p+1}^n \varepsilon_t^2$$

$n$  = banyaknya data

Kriteria uji :

Tolak  $H_0$  jika probabilitas  $LM > \chi^2(\alpha)$  atau p-value  $< \alpha$  yang berarti bahwa data memiliki gejala heteroskedastisitas atau terdapat efek ARCH.

## 2.11 Model GARCH

Bollerslev (1986) mengemukakan bahwa ragam residual tidak hanya tergantung dari residual periode lalu tetapi juga ragam periode yang lalu. Berdasarkan model tersebut Bollerslev kemudian mengembangkan model ARCH dengan memasukan unsur residual periode lalu dan ragam residual.

Model ini dikenal dengan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH) dengan persamaan ragam GARCH(1,1) sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2.16)$$

Persamaan (2.16) menunjukkan bahwa ragam residual ( $\sigma_t^2$ ) tidak hanya dipengaruhi oleh kuadrat residual periode yang lalu ( $e_{t-1}^2$ ), tetapi juga oleh ragam residual periode yang lalu  $\sigma_{t-1}^2$ . Jika ragam residual dipengaruhi oleh residual  $p$  periode sebelumnya (*lag p* unsur ARCH) dan ragam residual  $q$  periode sebelumnya (*lag q* unsur GARCH), maka model GARCH ( $p,q$ ) dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p e_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 \quad (2.17)$$

$$= \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i e_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-q}^2$$

(Juanda dan Junaidi, 2011).

## 2.12 Keasimetrisan Model

Untuk memeriksa keberadaan pengaruh *leverage effect* ( efek asimetris) dengan cara data runtun waktu terlebih dahulu dimodelkan kedalam model GARCH. Kemudian dari model tersebut diuji apakah memiliki efek asimetris dengan melihat korelasi antara  $e_t^2$  (standar residual kuadrat model *Box-Jenkins*) dengan  $e_{t-p}$  (*lag* standar residual model GARCH) dengan menggunakan *cross correlation* (korelasi silang). Kriteria pengujiannya adalah jika terdapat batang yang melebihi standar deviasi maka nilai *cross correlation* berbeda signifikan dengan nol yang artinya kondisi *bad news* dan *good news* memberi pengaruh asimetris pada data volatilitas.

## 2.13 Model EGARCH

Pengamatan model GARCH selanjutnya mampu mengakomodasi adanya kemungkinan yang asimetri. Asimetri pada volatilitas terjadi pada saat pergerakan *downward* dalam pasar modal diikuti oleh volatilitas yang lebih tinggi daripada pergerakan *upward* dari arah yang sama. Model yang dapat digunakan untuk mengakomodasi efek asimetri adalah model EGARCH.

Model EGARCH diperkenalkan oleh Nelson (1991). Adapun persamaan model EGARCH adalah sebagai berikut :

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta_i \ln(\sigma_{t-1}^2) + \xi \frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha_j \left[ \frac{|e_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (2.18)$$

Dimana  $\alpha_0$ ,  $\beta$ ,  $\xi$ , dan  $\alpha_j$  adalah parameter-parameter yang diestimasi.  $\ln(\sigma_t^2)$  merupakan model *Exponential GARCH*,  $\alpha_j$  merupakan parameter dari model ARCH,  $\beta_i$  merupakan besarnya pengaruh isu positif terhadap variansi saat ini.  $\xi$  merupakan besarnya pengaruh volatilitas periode lalu yang mempengaruhi variansi saat ini. Pada persamaan (2.18) *conditional variance* menggunakan bentuk logaritma natural. Ini berarti *conditional variance* tidak pernah negatif (Brooks, 2014).

#### 2.14 Kriteria Informasi

Kriteria informasi digunakan untuk pemilihan model terbaik yang dipilih berdasarkan *Akaike Information 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.

$$AIC = -2 \left( \frac{1}{T} \right) + 2 \left( \frac{k}{T} \right) \quad (2.18)$$

$$SC = -2 \left( \frac{1}{T} \right) + k \ln(T)/T \quad (2.19)$$

dengan

$$l = -\frac{Td}{2} (1 + \ln 2\pi) - \frac{T}{2} \ln |\hat{\Omega}| \quad (2.20)$$

$$|\hat{\Omega}| = \det \left( \frac{\sum_t \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_t}{T} \right) \quad (2.21)$$

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.

### 2.15 Return

*Return* dari suatu aset adalah tingkat pengembalian atau hasil yang diperoleh akibat melakukan investasi. *Return* mudah dipakai dibandingkan dengan nilai sebenarnya karena bentuknya memiliki sifat statistik yang baik (Tsay, 2010). Adapun rumus *return* adalah sebagai berikut

$$r_t = \frac{(x_t - x_{t-1})}{x_{t-1}} \quad (2.22)$$

$r_t$  : selisih (untung atau rugi) dari harga saham sekarang relatif dengan harga periode yang lalu

$x_t$  : harga saham pada waktu ke-t

$x_{t-1}$ : harga saham pada waktu ke t-1

### 2.16 Volatilitas

Volatilitas harga saham merupakan besarnya jarak antara fluktuasi atau naik turunnya harga saham yang dipengaruhi oleh informasi di pasar modal.

Volatilitas adalah pengukuran statistik untuk fluktuasi harga saham selama periode tertentu. Meningkatnya volatilitas harga saham berarti kemungkinan naik atau turunnya harga saham juga semakin besar. Terjadinya volatilitas harga saham karena masuknya informasi baru kedalam pasar atau bursa. Pada pasar efisien, tingkat harga akan melakukan penyesuaian dengan cepat sehingga harga yang terbentuk mencerminkan informasi baru. Volatilitas harga saham menjadi perhatian pelaku pasar untuk menentukan strategi yang tepat dalam berinvestasi.

### III. METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester ganjil tahun akademik 2020/2021, bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

#### 3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan adalah data deret waktu sekunder yang diambil dari <http://finance.yahoo.com/quote/JSMR.JK> untuk data harian penutupan harga saham PT. Borneo Olah Saran Sukses Tbk. Periode 1 Juli 2019 sampai dengan 9 April 2021 dalam bentuk nilai *retur* sebanyak 438 data

#### 3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan studi literatur secara sistematis yang diperoleh dari buku-buku maupun media lain sebagai pendukung penulisan skripsi ini dan dibantu dengan menggunakan *software* Eviews versi 10.

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

1. Melakukan plot data return penutupan harga saham PT. Borneo Olah Sarana Sukses Tbk.

2. Memeriksa kestasioneran data return dengan hipotesis uji ADF, jika data tidak stasioner dapat dilakukan proses diferensiasi pada data.
3. Mengidentifikasi model Box-Jenkins dengan menggunakan metode pemilihan model melalui ACF dan PACF.
4. Mengestimasi parameter model Box-Jenkins terbaik dengan melihat nilai probabilitas dari koefisien parameter serta dengan kriteria AIC dan SC terkecil.
5. Mengevaluasi model Box-Jenkins dengan cara pengujian terhadap residual pada model yang telah dipilih.
6. Mengidentifikasi efek ARCH dengan menggunakan uji ARCH-LM
7. Mengestimasi model GARCH berdasarkan nilai probabilitas serta dengan kriteria AIC dan SC terkecil.
8. Melakukan pengujian efek asimetris pada model GARCH menggunakan korelasi silang (*cross correlogram*).
9. Membentuk model dan mengestimasi parameter model EGARCH dengan melihat nilai probabilitas serta dengan kriteria AIC dan SC terkecil

## V. PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa Model EGARCH terbaik yang diperoleh untuk mengatasi asimetris pada volatilitas data return penutupan harga saham PT. Borneo Olah Sarana Sukses Tbk periode 1 Juli 2019 sampai dengan 9 April 2021 yang berjumlah 438 data diperoleh model EGARCH(1,2) sebagai model terbaik *conditional variance* dan ARMA(3,0) sebagai model *conditional mean*. Adapun persamaannya adalah :

1. Model *conditional mean* :

AR (3) atau ARMA (3,0)

$$\hat{Y}_t = 0.112454 Y_{t-1} - 0.189206 Y_{t-2} + 0.156430 Y_{t-3}$$

2. Model *conditional variance* :

EGARCH (1,2)

$$\ln(\sigma_t^2) = -0.576153 + 0.929866 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 0.527684 \frac{e_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - 0.257794 \left[ \frac{|e_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - 0.086363 \frac{|e_{t-2}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

### 5.2 Saran

Dalam penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan pemodelan analisis volatilitas dengan menggunakan metode lain seperti *Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (APARCH) dan lain-lain.

## DAFTAR PUSTAKA

- Arachchi, K.A.K.M.D.P. 2018. Comparison of Symmetric and Asymmetric GARCH Models : Application Of Exchange Rate Volatility. *American Journal of Mathematics and Statistics*. 8(5) : 151-159.
- Brockwell, P.J. dan Davis, R.A. 2002. *Introduction to Time Series and Forecasting Second Edition*. Springer-Verlag New York, Inc., New York.
- Brooks, C. 2014. *Introductory Econometrics For Finance (3<sup>rd</sup> ed.)*. Cambridge University Press, New York.
- Gujarati, D.N. dan Porter, D.C. 2009. *Basic Econometric*. Ed ke-5. McGraw-Hill Irwin, New York.
- Inlistya, V.A. 2017. “Perbandingan Metode antara GJR-GARCH dan EGARCH Pada Analisis Volatilitas Indek Saham Syariah Indonesia”. Tugas Akhir. Jurusan Matematika. Fakultas MIPA: ITS.
- Juanda, B. dan Junaidi. 2011. *Ekonometrioka Deret Waktu Teori dan Aplikasi*. IPB PRESS, Bogor.
- Lubis, I. 2018. Analisis Model Volatilitas Index dan Mata Uang Asia Tenggara. *Jurnal Madani*. Vol. 1 No. 1 : 123-142.
- Montgomery, D.C., Jennings, C.L., dan Kulachi, M. 2008. *Introduction Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken New Jersey.
- Rahayu, D.S. dan Firmansyah. 2005. Estimasi Pengaruh Inflasi dan Tingkat Output Terhadap Return dan Volatilitas Saham di Indonesia (Pendekatan Model GARCH, TGARCH, EGARCH). *Jurnal Bisnis Strategi*. Vol. 14 No.1.

Setiawan, E., Herawati, N. and Nisa, 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)*, vol 1 (1). pp. 37-41.

Tsay, R.S. 2010. *Analysis of Financial Time Series*. New York : A John Wiley & Sons, Inc. Publication.

Tsay, R.S. 2014. *Multivariate Time Series Analysis*. A John Wiley & Sonc, Inc Publication, New York

Wei, W.W. 2006. *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Method*. 2<sup>nd</sup> ed. Pearson. New York.

Yahoo Finance. Bumi Resources Tbk.

<https://finance.yahoo.com/quote/BUMI.JK/history?p=BUMI.JK> di akses tanggal 02 Januari 2021.