

**PEMODELAN VOLATILITAS DENGAN GARCH (1,1) DAN  
MARKOV REGIME SWITCHING GARCH (1,1)  
(Penerapan Pada Indeks Harga Saham LQ45)**

**SKRIPSI**

oleh:  
**ARIS NURLAILI**  
**0810950027-95**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2012**

**LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI**

**PEMODELAN VOLATILITAS DENGAN GARCH (1,1) DAN  
MARKOV *REGIME SWITCHING* GARCH (1,1)  
(Penerapan Pada Indeks Harga Saham LQ45)**

oleh:  
**ARIS NURLAILI**  
**0810950027-95**

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji  
pada tanggal 3 Agustus 2012  
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar  
Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Diperiksa dan disetujui oleh:

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Ir. Heni Kusdarwati, MS  
NIP 19611208 198701 2 001

Samingun Handoyo, S.Si, M.Cs  
NIP 19730415 199802 1 002

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika  
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc.  
NIP 19670907 199203 1 001

## LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda-tangan di bawah ini :

Nama : ARIS NURLAILI  
NIM : 0810950027-95  
Program Studi : STATISTIKA  
Penulis Skripsi Berjudul :

**PEMODELAN VOLATILITAS DENGAN GARCH (1,1) DAN  
MARKOV REGIME SWITCHING GARCH (1,1)  
(Penerapan Pada Indeks Harga Saham LQ45)**

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.
2. Apabila di kemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 3 Agustus 2012  
Yang menyatakan,

ARIS NURLAILI  
NIM 0810950027-95

# PEMODELAN VOLATILITAS DENGAN GARCH (1,1) DAN MARKOV *REGIME SWITCHING* GARCH (1,1) (Penerapan Pada Indeks Harga Saham LQ45)

## ABSTRAK

Ketidakhomogenan ragam sisaan atau volatilitas sering terjadi pada data dengan perubahan nilai yang cepat sebagai contoh indeks harga saham. Sifat sensitif dan mudah dipengaruhi oleh berbagai faktor menjadi penyebab indeks harga saham yang nilainya berfluktuatif. Model matematis untuk memodelkan ketidakhomogenan ragam sisaan ini adalah ARCH-GARCH. GARCH berorde (1,1) sering digunakan karena dapat menjelaskan ketidakhomogenan ragam bersyarat. Pemodelan GARCH (1,1) memiliki kelemahan yaitu tidak bisa mendeteksi adanya lompatan data. Pengembangan model dengan konsep *regime switching* mulai diterapkan pada GARCH (1,1) untuk mengatasi adanya lompatan data. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menerapkan model GARCH (1,1) dan model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) pada *return* indeks LQ45. *Return* Indeks LQ45 memiliki banyak lompatan data selama periode penelitian dan didukung dengan uji Chow yang menunjukkan adanya perubahan struktural. Hasil analisis menunjukkan bahwa *return* indeks LQ45 dapat dimodelkan dalam Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) tetapi diperoleh hasil yang tidak layak. Sebaliknya, pemodelan *return* LQ45 dalam GARCH (1,1) diperoleh hasil yang layak. Pada GARCH (1,1), model rata-rata bersyarat mengikuti AR (1) yaitu rata-rata pada waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh 0,094539 rata-rata pada waktu  $t-1$ . Adapun ragam bersyaratnya pada waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh oleh 0,13878 kuadrat sisaan dan 0,81206 ragam sisaan pada waktu  $t-1$ . Dengan model GARCH (1,1) diperoleh hasil ramalan untuk rata-rata bersyarat 1 periode kedepan sebesar 0,010483 dengan volatilitas atau ragam bersyarat sebesar 0,00416844.

Kata kunci: GARCH (1,1), lompatan data, Markov *Regime Switching*

**MODELLING OF VOLATILITY WITH GARCH (1,1) AND  
MARKOV REGIME SWITCHING GARCH (1,1)  
(Applied in Index Stock Price LQ45)**

**ABSTRACT**

The heterogeneity of variance error or volatility is often found at the data with the fluctuation value likes index stock price. It's characteristics are sensitive and susceptibility by many factors being the causation. Mathematics model for heterogeneity of variance error is ARCH-GARCH. GARCH (1,1) is often applied because can explained the heterogeneity of variance error. The weakness of this model is can't detect data leap. Development model with regime switching concept is applied at GARCH (1,1) to overcome it. This research purpose is to apply of model GARCH (1,1) and development model that is Markov Regime Switching GARCH (1,1) at return index stock price LQ45. This return index stock price has a lot of data leap at study period and supported by Chow's test that *return* LQ45 has structural break. Result of the analysis show that return LQ45 can be modelled Markov Regime Switching GARCH (1,1) but is not fit to apply for forecasting. Modeling GARCH (1,1) at return LQ45 show qualify of feasibility model. At GARCH (1,1), conditional mean of return LQ45 follow AR (1) that is mean at time  $t$  is influence by 0,094539 mean at time  $t-1$ . Conditional variance for time  $t$  is influence by 0,13878 square error and 0,81206 conditional variance at time  $t-1$ . By this model, the forecast return index stock price LQ45 for the next period is 0,010483 and conditional variance or volatility is 0,00416844.

Keyword : GARCH (1,1), data leap, Markov Regime Switching



## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala rahmatnya sehingga saya dapat menyelesaikan Skripsi ini. Skripsi ini disusun untuk menerapkan teori statistika tentang pemodelan volatilitas serta memperluas ilmu bagi pembaca tentang pemodelan GARCH(1,1) yang melibatkan *regime*. Pemilihan judul Skripsi ini didasarkan pada sifat volatilitas dan lompatan data yang sering dijumpai dalam data deret waktu ekonomi dan keuangan.

Dalam penyusunan Skripsi ini cukup banyak bantuan yang diberikan berbagai pihak, baik berupa bimbingan maupun saran. Dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ir. Heni Kusdarwati, MS selaku Dosen Pembimbing I atas waktu dan bimbingan yang telah diberikan,
2. Bapak Samingun Handoyo, S.Si, M.Cs selaku Dosen Pembimbing II atas waktu dan bimbingan yang telah diberikan,
3. Ibu Eni Sumarminingsih, S.Si, MM selaku Dosen Penguji,
4. Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc. selaku Ketua Jurusan Matematika Program FMIPA Universitas Brawijaya,
5. Ibu Sutiyah, bapak Mudjari, serta kakak-kakakku atas doa, dukungan dan kasih sayang yang telah diberikan,
6. Fajri Zufa dan Dimas Anggoro Kinasih atas waktu diskusinya dalam mengatasi kesulitan,
7. Sahabat-sahabatku yang telah menyelesaikan gelar Sarjana Sains, Dani S., Rifqi A., Lutfi H., Damai S., Adi P., Angen F., atas inspirasinya,
8. Teman-teman Statistika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya khususnya angkatan 2008 yang telah memberikan semangat dan dukungan.

Penulis menyadari dalam penyusunan Skripsi ini masih terdapat kekurangan, sehingga diperlukan saran dan kritik membangun dari pembaca. Semoga Skripsi ini dapat berguna bagi semua pihak khususnya dalam melakukan pemodelan GARCH(1,1) yang melibatkan *regime*.

Malang, Agustus 2012

Penulis

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	ii
<b>ABSTRAK</b> .....	iii
<b>ABSTRACT</b> .....	iv
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	v
<b>DAFTAR ISI</b> .....	vi
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	ix
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	x
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xi
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Manfaat Penelitian.....	3
1.5 Batasan Masalah.....	3
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	5
2.1 Data Deret Waktu.....	5
2.2 Stasioneritas.....	5
2.3 Fungsi Autokorelasi (ACF).....	8
2.4 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF).....	8
2.5 <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA).....	9
2.6 <i>Data Return</i> .....	11
2.7 Volatilitas.....	12
2.8 Pengujian Efek ARCH/GARCH.....	12
2.9 Model ARCH/GARCH.....	13
2.10 Model GARCH (1,1).....	15
2.11 Pendugaan Parameter ARCH/GARCH.....	15
2.12 Pengujian Perubahan Struktur.....	16
2.13 Proses dan Rantai Markov.....	17
2.14 Kondisi <i>Steady State</i> .....	18
2.15 Model Markov <i>Regime Switching</i> .....	19
2.16 <i>Regime Switching</i> GARCH (1,1).....	19
2.17 Probabilitas Transisi Markov <i>Regime Switching</i> .....	21

2.18 Estimasi Parameter Markov <i>Regime Switching</i>	
GARCH (1,1) .....	22
2.19 Optimasi Numerik .....	24
2.19.1 Quasi Newton.....	25
2.19.2 <i>Sequential Quadratic Programing (SQP)</i> .....	26
2.20 Pengujian Parameter Model.....	27
2.21 Diagnostik Model GARCH .....	27
2.22 Peramalan Markov <i>Regime Switching</i>	
GARCH (1,1) .....	28
2.23 Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG).....	28
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b> .....	31
3.1 Sumber Data .....	31
3.2 Metode .....	31
3.3 Diagram Alir.....	32
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	35
4.1 Identifikasi Volatilitas .....	35
4.2 Stasioneritas Data <i>Return</i> .....	37
4.3 Pemodelan ARIMA .....	38
4.4 Pengujian Efek ARCH-GARCH .....	39
4.5 Model GARCH (1,1) .....	39
4.6 Pengujian Perubahan Struktural.....	41
4.7 Model Markov <i>Regime Switching</i> GARCH (1,1).....	41
4.8 Peramalan .....	47
<b>BAB V KESIMPULAN</b> .....	49
5.1 Kesimpulan.....	49
5.2 Saran .....	49
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	51
<b>LAMPIRAN</b> .....	53



## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox .....	7
Tabel 2.2 Ciri-ciri ACF dan PACF.....	10
Tabel 4.1 Hasil Uji Kelayakan Model ARIMA Data <i>Return</i> LQ45 .....	39
Tabel 4.2 Hasil Pendugaan Parameter GARCH (1,1) .....	40
Tabel 4.3 Hasil Uji Kelayakan Model GARCH (1,1) .....	40
Tabel 4.4 Hasil Pendugaan Model Markov <i>Regime Switching</i> GARCH (1,1) .....	42
Tabel 4.5 Hasil Uji Kelayakan Model Markov <i>Regime</i> <i>Switching</i> GARCH (1,1) .....	44



## DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 4.1 Plot Data LQ45.....	35
Gambar 4.2 Plot <i>Return</i> LQ45.....	36
Gambar 4.3 Plot Kuadrat <i>Return</i> LQ45.....	37
Gambar 4.4 Plot Residual Kuadrat dan GARCH (1,1).....	45
Gambar 4.5 Plot Residual Kuadrat dan Markov <i>Regime</i> <i>Switching</i> GARCH (1,1).....	46



## DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

Lampiran 1. Data Indeks Harga Saham dan <i>Return</i> LQ45 ....	57
Lampiran 2. Analisis Deskriptif .....	59
Lampiran 3. Plot Box-Cox <i>Return</i> LQ45.....	60
Lampiran 4. Uji Augmented Dickey Fuller (ADF) <i>Return</i> LQ45 .....	62
Lampiran 5. Plot ACF dan PACF <i>Return</i> LQ45.....	63
Lampiran 6. Model ARIMA <i>Return</i> LQ45 .....	64
Lampiran 7. Uji Kelayakan Model ARIMA <i>Return</i> LQ45.....	67
Lampiran 8. Pengujian Efek ARCH-GARCH.....	68
Lampiran 9. Hasil Pendugaan Parameter GARCH (1,1) <i>Return</i> LQ45.....	70
Lampiran 10. Uji Kelayakan Model GARCH (1,1) <i>Return</i> LQ45.....	73
Lampiran 11. Uji Chow .....	74
Lampiran 12. Hasil Pendugaan Parameter <i>Markov Regime</i> <i>Switching</i> GARCH (1,1) <i>Return</i> LQ45.....	75
Lampiran 13. Probabilitas <i>Regime</i> .....	81
Lampiran 14. Uji Kelayakan Model <i>Markov Regime</i> <i>Switching</i> GARCH (1,1) <i>Return</i> LQ45.....	83

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Analisis statistika banyak diterapkan pada berbagai bidang, salah satunya untuk tujuan peramalan pada waktu mendatang yakni dengan menggunakan data deret waktu. Data deret waktu merupakan serangkaian data pengamatan pada suatu peubah tertentu yang disusun secara berurutan dengan interval waktu yang tetap. Model peramalan yang sering digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Menurut Hanke dan Reitsch (1992), model ARIMA sering digunakan karena memiliki ketepatan yang tinggi terutama untuk peramalan jangka pendek.

Pemodelan ARIMA dilandasi oleh asumsi kestasioneran yakni tidak ada perubahan nilai amatan baik rata-rata maupun ragam dari waktu ke waktu. Dalam bidang ekonomi, sebagian besar peubah yang diamati memiliki volatilitas yang berfluktuatif tinggi sebagai contoh adalah indeks harga saham. Volatilitas merupakan ukuran ketidakpastian dari data deret waktu keuangan yang besarnya dinyatakan sebagai simpangan baku. Pemodelan ARIMA pada peubah dengan karakteristik seperti ini sebagian besar terkendala pada asumsi ragam sisaan homogen yang sulit terpenuhi.

Model matematis yang sesuai untuk mengatasi masalah volatilitas ini adalah ARCH-GARCH. Model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH) diperkenalkan oleh Engle pada tahun 1982 dan dikembangkan oleh Bollerslev pada tahun 1986 menjadi bentuk yang lebih umum dan dikenal dengan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH). Model yang sering digunakan pada sebagian besar data finansial adalah GARCH (1,1) karena dapat menjelaskan volatilitas dari sisaan (Lo, 2003).

Data finansial yang memiliki fluktuasi besar akan memiliki volatilitas yang bervariasi. Berbagai bentuk kemungkinan dari data ini adalah terjadinya lompatan atau transisi dari volatilitas rendah ke volatilitas tinggi. Hal ini yang menjadi kelemahan dari model GARCH yang tidak dapat mendeteksi adanya transisi atau lompatan volatilitas. Marcucci (2005) menyebutkan bahwa karakteristik pemodelan GARCH pada data yang berfluktuatif akan menyebabkan pemodelan yang terlalu halus atau terlalu kasar.



Penelitian untuk mengatasi kelemahan model GARCH dikembangkan yaitu dengan membagi data ke dalam beberapa *regime*. Pergerakan antar *regime* sangat dinamis dengan konsep perpindahan *regime* (*regime switching*). Adapun pergerakannya mengikuti proses markov sehingga dikenal dengan pemodelan Markov *Regime Switching* GARCH.

Penerapan *regime switching* pada model GARCH telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Hamilton dan Susmel (1994) yang menerapkannya pada model ARCH, Gray (1996) yang menerapkan *regime switching* pada model GARCH (1,1). Pada tahun 2005, Marccuci memodelkan volatilitas indeks harga saham S&P100 ke dalam model GARCH (1,1) dengan berbagai distribusi sisaan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa peramalan dengan *regime switching* dapat mengurangi kesalahan dalam peramalan.

Model Markov *Regime Switching* GARCH dikembangkan untuk mengatasi lompatan data. Lompatan data sering ditemui pada data yang memiliki perubahan nilai yang sangat cepat salah satunya indeks harga saham. Indeks harga saham sangat sensitif dan mudah dipengaruhi oleh beberapa faktor, baik internal maupun eksternal. Suta (2000) menyebutkan bahwa faktor internal yang mempengaruhi harga saham antara lain pertumbuhan Produk Domestik Bruto (PDB), tingkat inflasi dan kurs mata uang.

Kondisi perekonomian di Indonesia sangat berfluktuatif sejak berakhirnya orde baru hingga sekarang. Adanya krisis keuangan, tekanan luar negeri, terorisme, bencana alam turut menjadi pemicu utama. Salah satu tekanan luar negeri adalah krisis keuangan global tahun 2008 akibat kerugian di pasar keuangan (*subprime mortgage*) Amerika Serikat. Indikatornya adalah Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) pada bulan Mei tahun 2008 berada di kisaran 2400, merosot tajam di kisaran 1200 pada bulan Oktober di tahun yang sama. Indeks LQ45 juga merosot tajam dari harga kisaran 500 pada bulan Mei tahun 2008 menjadi kisaran 200 pada Oktober 2008. Perubahan harga yang tajam ini mengindikasikan adanya lompatan atau transisi data yang tidak bisa dideteksi oleh model GARCH biasa. Dengan demikian pada penelitian ini akan diterapkan Markov *Regime Switching* GARCH untuk memodelkan indeks harga saham LQ45.

## 1.2 Perumusan Masalah

Permasalahan yang dikaji dalam penelitian ini berdasarkan uraian latar belakang diatas adalah :

1. Bagaimana pemodelan volatilitas model GARCH (1,1) pada indeks harga saham LQ45?
2. Bagaimana pemodelan volatilitas model GARCH (1,1) yang melibatkan Markov *Regime Switching* pada indeks harga saham LQ45?
3. Bagaimana ramalan volatilitas indeks harga saham LQ45 berdasarkan model yang terbentuk?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menentukan pemodelan GARCH (1,1) pada indeks harga saham LQ45.
2. Mendapatkan pemodelan volatilitas GARCH (1,1) yang melibatkan Markov *Regime Switching* pada indeks harga saham LQ45.
3. Menentukan ramalan volatilitas indeks harga saham LQ45 berdasarkan model yang terbentuk.

## 1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Mendapatkan pemodelan Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) sebagai pengembangan model volatilitas GARCH (1,1).
2. Hasil penelitian diharapkan bermanfaat bagi investor dalam mengambil keputusan.

## 1.5 Batasan Masalah

Batasan Masalah pada penelitian ini adalah :

1. Model ragam bersyarat yang akan diterapkan adalah GARCH berorde (1,1)
2. Banyak *regime* yang akan digunakan pada pemodelan Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) adalah dua.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Data Deret Waktu

Menurut Keating dan Holton (2002), data deret waktu merupakan data atau pengamatan dari suatu peubah tertentu yang disusun menurut urutan waktu. Box dan Jenkin (1976) menambahkan bahwa selisih waktu antar pengamatan adalah sama. Dengan demikian, jika pengamatan suatu data deret waktu dilakukan secara mingguan maka selisih waktu antar pengamatan adalah sama, yakni 7 hari.

Data deret waktu yang disusun secara berurutan ini mempunyai pola yang saling bergantung. Pengamatan pada periode ke- $t$  bergantung pada periode sebelumnya. Hal ini memungkinkan pemodelan data deret waktu untuk memprediksi atau meramal pengamatan pada waktu yang akan datang (Makridakis, dkk., 1995).

### 2.2 Stasioneritas

Pemodelan data deret waktu dibagi menjadi dua, yaitu model deterministik dan stokastik. Model deterministik merupakan model di mana serangkaian pengamatan dapat dirumuskan secara pasti. Sedangkan model stokastik merupakan model di mana pengamatan deret waktu ke- $t$  adalah  $Z_t$  dan  $Z_{t-1}$  adalah peubah acak. Nilai serangkaian peubah acak tersebut tidak dapat ditentukan secara pasti tetapi dapat didekati secara probabilistik. Dalam pemodelan, Cryer (1986) menyatakan bahwa asumsi yang paling penting dari data deret waktu adalah stasioneritas.

Data dikatakan stasioner jika tidak ada perubahan sistematis baik pada ragam maupun rata-rata. Dengan demikian, nilai pengamatan pada suatu peubah tertentu tidak terdapat penambahan atau penurunan yang besar dari waktu ke waktu.

Wei (1990) menjelaskan stasioner yang kuat secara matematik bahwa fungsi sebaran untuk semua  $t$  adalah sama dan fungsi nilai tengah adalah konstan yakni  $\mu_t = \mu$  sehingga menghasilkan  $E(|Z_t|) < \infty$ . Dengan demikian  $E(Z_t^2) < \infty$  sehingga nilai ragam juga merupakan konstanta untuk setiap nilai  $t$ , yakni  $\sigma_t^2 = \sigma^2$ .

Kestasioneran data deret waktu terhadap ragam dapat diperiksa dengan Box Plot. Nilai  $\lambda$  yang mendekati atau sama dengan

1 mengindikasikan bahwa data telah stasioner terhadap ragam (Cryer, 1986). Pemeriksaan kestasioneran data deret waktu terhadap rata-rata dilakukan dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Misalnya model AR (1) sebagai berikut :

$$Z_t = \phi Z_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (2.1)$$

di mana  $\phi$  parameter *autoregressive* dan  $\varepsilon_t$  adalah *white noise* dengan rata-rata 0 dan ragam  $\sigma^2$ . Jika persamaan (2.1) dikurangi  $Z_{t-1}$  pada kedua sisi maka menjadi :

$$\begin{aligned} Z_t - Z_{t-1} &= \phi Z_{t-1} - Z_{t-1} + \varepsilon_t \\ Z_t - Z_{t-1} &= (\phi - 1)Z_{t-1} + \varepsilon_t \\ Z_t - Z_{t-1} &= \phi^* Z_{t-1} + \varepsilon_t. \end{aligned} \quad (2.2)$$

Data dikatakan telah stasioner jika parameter  $\phi^* < 0$  dengan demikian dapat dibuat hipotesis sebagai berikut :

$$\begin{aligned} H_0 &: \phi^* = 0 & \text{vs} \\ H_1 &: \phi^* < 0 \end{aligned}$$

Statistik uji yang digunakan pada pengujian ini adalah :

$$\tau = \frac{\hat{\phi}^*}{SE(\hat{\phi}^*)} \quad (2.3)$$

di mana  $\hat{\phi}^*$  adalah nilai duga *autoregressive* dan  $SE(\hat{\phi}^*)$  adalah *standar error*  $\hat{\phi}^*$ . Nilai statistik uji ini dibandingkan dengan titik kritis  $\tau_{(\alpha,n)}$  dan  $H_0$  benar jika nilai statistik uji  $<$  titik kritis ( $\tau_{(\alpha,n)}$ ). Dengan demikian, jika  $H_0$  ditolak, maka dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner terhadap rata-rata.

Data deret waktu yang belum memenuhi asumsi stasioneritas dapat diperbaiki sebagai berikut :

#### 1. Stasioneritas terhadap ragam

Data deret waktu yang tidak stasioner terhadap ragam mengindikasikan bahwa ragamnya berubah terhadap waktu. Perbaikan yang dapat dilakukan agar nilai ragam konstan adalah dengan transformasi Box-Cox.

Ispiranti (2004) menyatakan bahwa transformasi Box-Cox merupakan transformasi pangkat berparameter tunggal, yaitu  $\lambda$  pada peubah respon ( $Z_t$ ). Berikut ini tabel beberapa nilai  $\lambda$  dengan transformasinya :



Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

Nilai $\lambda$	-1	-0,5	0	0,5	2
Bentuk Transformasi	$\frac{1}{Z_t}$	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$	$\ln Z_t$	$\sqrt{Z_t}$	$Z_t^2$

Menurut Draper dan Smith (1992), didefinisikan :

$$T(Z_t) = Z_t^\lambda = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln Z_t, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

di mana :

$T(Z_t)$  : data transformasi,

$Z_t$  : data pengamatan pada waktu ke- $t$ ,

$\lambda$  : parameter transformasi.

Nilai  $\lambda$  yang tepat digunakan untuk transformasi adalah  $\lambda$  yang menghasilkan jumlah kuadrat sisaan terkecil (Wei, 1990).

## 2. Stasioneritas terhadap rata-rata

Data deret waktu yang tidak berfluktuasi pada nilai rata-rata yang konstan, yakni jika  $Z_t$  tidak membentuk pola horizontal pada selang waktu  $t$ , maka perlu dilakukan perbaikan. Hanke dan Reitsch (1992) menyatakan bahwa perbaikan data yang tidak stasioner terhadap rata-rata dapat dilakukan dengan *differencing* (pembedaan). Banyaknya pembedaan dinamakan orde pembedaan dan dinotasikan dengan  $d$ . Bentuk pembedaan orde pertama ( $d = 1$ ) adalah :

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1}, \quad (2.5)$$

sedangkan bentuk pembedaan orde kedua ( $d=2$ ) adalah :

$$\nabla^2 Z_t = \nabla Z_t - \nabla Z_{t-1}, \quad (2.6)$$

dan seterusnya, di mana :

$Z_t$  : data pengamatan pada waktu ke- $t$ ,

$Z_{t-1}$  : data pengamatan pada waktu ke- $t-1$ ,

$\nabla Z_t$  : data pengamatan hasil pembedaan pertama pada waktu ke- $t$ ,

$\nabla Z_{t-1}$  : data pengamatan hasil pembedaan pertama pada waktu ke- $t-1$ ,

$\nabla^2 Z_t$  : data pengamatan hasil pembedaan kedua pada waktu ke- $t$ .

Pembedaan dilakukan sampai data pengamatan telah memenuhi asumsi stasioner terhadap rata-rata.

### 2.3 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Autokorelasi menunjukkan hubungan keeratan data pengamatan dalam waktu yang berbeda, yaitu antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$ . Berdasarkan nilai autokorelasi diantara data yang berurutan ini dapat diidentifikasi pola datanya. Disamping itu, fungsi autokorelasi (ACF) ini juga menunjukkan bahwa data pengamatan telah stasioner atau belum.

Fungsi autokorelasi pada dasarnya tidak dapat dihitung dari populasi sehingga dihitung dari sampel data pengamatan. Adapun fungsi autokorelasi sampel menurut Cryer dan Chan (2008) adalah :

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad (2.7)$$

di mana :

- $k$  : lag atau waktu keterlambatan,
- $n$  : banyaknya sampel,
- $r_k$  : koefisien autokorelasi pada lag  $k$ ,
- $Z_t$  : data pengamatan pada waktu ke- $t$ ,
- $Z_{t+k}$  : data pengamatan pada waktu ke- $t+k$ ,
- $\bar{Z}$  : rata-rata data pengamatan.

### 2.4 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Makridakis, dkk. (1995) menyatakan bahwa autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur keeratan hubungan linier antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  apabila pengaruh dari lag 1, 2, ...,  $k$  dianggap terpisah. Autokorelasi parsial antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  dapat dianggap sebagai model regresi antara  $Z_{t+k}$  dengan  $Z_1, Z_2, \dots, Z_{t+k-1}$  yaitu :

$$\begin{aligned} Z_{t+k} &= \phi_{k1}Z_{t+k-1} + \phi_{k2}Z_{t+k-2} + \dots + \phi_{kk}Z_t + e_{t+k} \\ &= \sum_{j=1}^k \phi_{kj}Z_{t+k-j} + e_{t+k} ; j \geq 1, \end{aligned} \quad (2.8)$$

di mana :

- $Z_{t+k}$  : data pengamatan pada waktu ke- $t+k$ ,
- $Z_{t+k-j}$  : data pengamatan pada waktu ke- $t+k-j$ ,
- $\phi_{kj}$  : parameter regresi ke- $j$ ,
- $e_{t+k}$  : sisaan yang menyebar normal.

Jika pada persamaan (2.8) dikalikan dengan  $Z_{t+k-j}$  pada kedua sisinya dan dicari nilai harapannya sebagai berikut :

$$\gamma_j = \phi_{k1}\gamma_{j-2} + \phi_{k2}\gamma_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\gamma_{j-k} \quad (2.9)$$

dan ekuivalen dengan

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k} \quad (2.10)$$

Jika  $j = 1, 2, \dots, k$ , maka akan diperoleh :

$$\rho_1 = \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-1}$$

$$\rho_2 = \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_0 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-2}$$

:

$$\rho_k = \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_0.$$

Koefisien autokorelasi  $\phi_{kk}$  dapat diperoleh berdasarkan aturan Cramer (Wei, 1990) dan disederhanakan ke dalam persamaan umum Yule-Walker sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008) :

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j}, \quad (2.11)$$

dengan  $\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-j}$  untuk  $j = 1, 2, \dots, k-1$ , di mana

$\phi_{kk}$  : koefisien autokorelasi parsial pada lag  $k$ ,

$\rho_k$  : koefisien autokorelasi pada lag  $k$  yang diduga dengan  $r_k$ ,

$\rho_j$  : koefisien autokorelasi pada lag  $j$  yang diduga dengan  $r_j$ ,

$\rho_{k-j}$  : koefisien autokorelasi pada lag  $k-j$  yang diduga dengan  $r_{k-j}$ .

## 2.5 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

*Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan salah satu model stokastik yang digunakan untuk meramalkan peubah data deret waktu univariat. Metode ini sering disebut metode Box-Jenkins karena Box dan Jenkins telah mencapai kesepakatan mengenai informasi yang berhubungan dengan peramalan untuk model ARIMA.

Dalam model ARIMA terdapat tiga hal yang mendasari yaitu *Autoregressive* (AR), *Integrated* (I), dan *Moving Average* (MA). *Autoregressive* merupakan bentuk regresi yang menghubungkan nilai pengamatan saat ini dengan nilai-nilai pengamatan sebelumnya (*time lags*). *Integrated* (I) merupakan orde pembeda agar data deret waktu stasioner. *Moving Average* (MA) menyatakan nilai pengamatan saat ini sebagai bobot *white noise* ( $a_i$ ) pengamatan sebelumnya. *White noise* adalah peubah acak yang tidak saling berkorelasi dari sebaran tertentu dengan rata-rata 0 dan ragam  $\sigma^2$  atau konstan (Box dan Jenkins, 1976).

Notasi yang umum digunakan untuk model ini adalah ARIMA  $(p, d, q)$  dan dapat diperluas untuk menangani aspek musiman menjadi ARIMA  $(p, d, q) (P, D, Q)^S$ . Notasi  $(P, D, Q)^S$  merupakan bagian musiman dari model dengan S menyatakan jumlah periode musiman.

Makridakis, dkk. (1995) menyatakan bahwa ada 4 tahap dalam penggunaan peramalan dengan metode ARIMA yang meliputi identifikasi, penaksiran parameter, pemeriksaan diagnostik dan peramalan. Identifikasi model ARIMA  $(p, d, q)$  dilakukan dengan plot ACF dan PACF. Berikut ini tabel karakteristik ACF dan PACF dalam mengidentifikasi ARIMA (Wei, 1990) :

Tabel 2.2 Ciri-ciri ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR $(p)$	Pola menurun eksponensial/ gelombang sinus teredam	Beda nyata pada lag 1 sampai $p$
MA $(q)$	Beda nyata pada lag 1 sampai $q$	Pola menurun eksponensial / gelombang sinus teredam
ARMA $(p, q)$	Pola menurun setelah lag $(q - p)$	Pola menurun setelah lag $(p - q)$

Tahap kedua dalam peramalan dengan metode ARIMA adalah penaksiran parameter yakni pendugaan parameter model ARIMA. Pendugaan parameter ini dapat dilakukan dengan metode *maximum likelihood*. Tahapan selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik yaitu pengujian asumsi residual meliputi kenormalan dan *white noise*. Dalam pemeriksaan ini, model dikatakan layak jika sisaan berdistribusi normal dan bersifat *white noise*. Pengujian kelayakan model dilakukan dengan *Ljung-Box-Pierce Q* dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0$  : model layak vs

$H_1$  : model tidak layak

Statistik uji yang digunakan adalah

$$Q^* = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{r_k^2}{n-k}, \quad (2.12)$$

di mana :

$n$  : jumlah pengamatan,



$r_k$  : koefisien autokorelasi  $a_t$  dengan  $a_{t-k}$ ,

$K$  : lag maksimum.

Jika  $H_0$  benar, maka statistik uji  $Q^*$  akan mengikuti distribusi  $\chi^2_{(K-m)}$ , dengan  $m$  menyatakan banyaknya parameter dalam model.

Dalam pemeriksaan diagnostik, jika diperoleh beberapa model yang layak maka perlu dipilih satu model yang paling baik. Salah satu indikator dalam pemilihan model terbaik adalah *Akaike Information Criterion* (AIC) yang nilainya diperoleh sebagai berikut:

$$AIC = n * \text{Ln}(\hat{\sigma}_a^2) + 2m \quad (2.13)$$

di mana :

$n$  : jumlah pengamatan,

$\hat{\sigma}_a^2$  : penduga ragam sisaan,

$m$  : banyaknya parameter yang diduga dalam model.

Model peramalan yang terpilih adalah model yang memiliki ketepatan paling tinggi dan ditunjukkan dengan nilai AIC yang paling kecil.

## 2.6 Data Return

Data *return* merupakan perbandingan atau perubahan relatif data pada waktu ke- $t$  dengan data sebelumnya yakni  $t-1$ . Nilai *return* harga saham cenderung lebih diminati oleh para investor dibanding harga saham itu sendiri. Peningkatan atau penurunan indeks harga saham akan semakin jelas karena nilai *return* yang bertanda positif atau negatif. Oleh sebab itu, pada penelitian dibidang ekonomi terutama berkaitan dengan harga digunakan data *return*.

Lo, dkk. (1997) dalam Tsay (2002) menjelaskan dua alasan penggunaan data *return*. Pertama, bagi sebagian besar investor, ringkasan informasi yang lengkap dari suatu aset investasi terkandung dalam *return*. Kedua, data deret waktu berupa *return* lebih mudah ditangani dalam statistika dibandingkan data aset. Hal ini juga didukung oleh Surya dan Hariadi (2003) yang mengungkapkan bahwa transformasi data menjadi data *return* merupakan salah satu cara membuat data menjadi stasioner terhadap rata-rata dan ragam sehingga lebih mudah dianalisa secara statistika.

Transformasi harga saham menjadi data *return* adalah dengan *log return* yang dinamakan dengan *return* penyusun kontinu (*continuously compounded return*) yakni sebagai berikut :



$$Y_t = \text{Log} \frac{P_t}{P_{t-1}} = \text{Log} P_t - \text{Log} P_{t-1}, \quad (2.14)$$

di mana :

- $Y_t$  : *return* saham pada periode ke- $t$   
 $P_t$  : harga saham pada periode ke- $t$   
 $P_{t-1}$  : harga saham pada periode ke  $t-1$ .

## 2.7 Volatilitas

Volatilitas merupakan ukuran ketidakpastian dari data deret waktu keuangan atau resiko yang mungkin dihadapi investor dalam perdagangan di bursa (Surya dan Hariadi, 2003). Besaran ini biasanya dinyatakan sebagai simpangan baku dari laju perubahan penyusun data deret waktu keuangan.

Bagi pengambil keputusan, premi resiko dan volatilitas merupakan fokus utama yang perlu diperhatikan dalam investasi di pasar modal. Oleh sebab itu, pemodelan yang berhubungan dengan kerentanan pasar (volatilitas) sangat diperlukan dalam pengambil keputusan berinvestasi.

Penelitian yang berhubungan dengan volatilitas dilakukan pada data yang memiliki pola fluktuasi yang tinggi, artinya nilainya mudah berubah dalam waktu yang relatif singkat, misalnya data indeks harga saham. Fluktuasi yang tinggi akan menyebabkan ketidakhomogenan ragam, sehingga sifat ini menjadi kendala dalam pemodelan ekonomi klasik. Penelitian yang melibatkan sifat volatilitas ini mulai banyak dilakukan misalnya dalam model ARCH atau GARCH.

## 2.8 Pengujian Efek ARCH/GARCH

Adanya unsur heteroskedastisitas (volatilitas dinamik) atau efek ARCH-GARCH dapat diuji dalam tes yang dikenal dengan Engle's ARCH atau uji *Lagrange Multiplier*. Pengujian dilakukan terhadap sisaan dari pemodelan data *return* dalam model ekonometrik misalnya ARMA (Tsay, 2002).

Adapun hipotesisnya adalah sebagai berikut :

- $H_0$  : homoskedastisitas, tidak adak efek ARCH-GARCH vs  
 $H_1$  : heteroskedastisitas

Statistik uji yang digunakan dalam uji *Lagrange Multiplier* ini adalah  $TR^2$ . Prosedur untuk mendapatkan nilai statistik uji ini adalah dengan

cara meregresikan kuadrat sisaan pada waktu ke  $t$  terhadap 1 hingga  $q$  lag kuadrat sisaan yaitu :

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + e_t ; t = q + 1, \dots, T, \quad (2.15)$$

di mana  $T$  menyatakan ukuran contoh,  $e_t$  adalah sisaan pada persamaan regresi (2.15) dan  $q$  adalah bilangan integer positif.

Statistik uji  $TR^2$  merupakan perkalian dari banyaknya ukuran contoh ( $T$ ) dengan koefisien determinasi ( $R^2$ ) dari analisa regresi persamaan (2.15). Nilai dari  $TR^2$  akan menyebar dibawah  $H_0$  mengikuti distribusi khi-kuadrat dengan derajat bebas  $q$ . Dengan demikian jika nilai  $TR^2 > \chi_q^2$  maka  $H_0$  ditolak dan dapat disimpulkan bahwa model ekonometrik dari data *return* tersebut akan memiliki efek ARCH-GARCH.

## 2.9 Model ARCH-GARCH

Model ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedastic*) merupakan proses stokastik untuk mengatasi tidak terpenuhinya asumsi ragam dalam model ekonometrika klasik. Konsep dari model ARCH adalah ketidakkonstanan ragam dari data acak yang dipengaruhi oleh kuadrat sisaan data acak sebelumnya dan tersusun dalam urutan waktu.

Banyaknya kuadrat sisaan data sebelumnya yang mempengaruhi ketidakkonstanan ragam dilambangkan dengan  $q$ . Dalam model ARCH ( $q$ ),  $q$  disebut dengan derajat atau orde. Secara umum, model ARCH ( $q$ ) menurut Enders (2004) adalah :

$$Z_t = \mu + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2), \quad (2.16)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0,1), \quad (2.17)$$

$$\begin{aligned} \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 \\ &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2, \end{aligned} \quad (2.18)$$

di mana :

$\mu$  : rata-rata model,

$\alpha_0$  : rata-rata ragam bersyarat,

$\alpha_i$  : koefisien kuadrat sisaan ragam bersyarat ke  $t-i$ ,

$\varepsilon_{t-i}^2$  : kuadrat sisaan ragam bersyarat ke  $t-i$ ,

$\varepsilon_t$  : *white noise* dan bebas dari  $\varepsilon_{t-1}$ .

dengan  $\alpha_0 > 0$  dan  $\alpha_i \geq 0$  untuk  $i > 0$ . Berdasarkan persamaan (2.18) terlihat bahwa dalam model ARCH ( $q$ ), sejumlah  $q$  kuadrat sisaan data acak sebelumnya mempengaruhi perubahan ragam.

Nilai  $\varepsilon_t$  pada persamaan (2.16) dapat diduga, misalkan dengan model ARCH yang paling sederhana yakni ARCH (1). Model ini memberikan informasi bahwa ragam data dipengaruhi oleh kuadrat sisaan pada data satu periode sebelumnya. Model ARCH (1) sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2. \quad (2.19)$$

Misalkan data deret waktu adalah  $Z_1, Z_2, \dots, Z_{t-1}$  dengan  $\zeta_{t-1}$  menyatakan himpunan data sampai  $Z_{t-1}$ , maka nilai rata-rata tidak bersyarat dari  $\varepsilon_t$  adalah sebagai berikut :

$$E(\varepsilon_t) = E[E(\varepsilon_t | \zeta_{t-1})] = E[\sigma_t E(\varepsilon_t)] = 0 \quad (2.20)$$

dan

$$\begin{aligned} Var(\varepsilon_t) &= E(\varepsilon_t^2) = E[E(\varepsilon_t^2 | \zeta_{t-1})] = E(\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2) \\ &= \alpha_0 + \alpha_1 E(\varepsilon_{t-1}^2) \\ &= \sigma_t^2. \end{aligned} \quad (2.21)$$

Dalam model ARCH, ketidakkonstanan ragam yang dipengaruhi oleh kuadrat sisaan data sebelumnya terkesan tidak masuk akal. Pada tahun 1986, Bollerslev mengembangkan model ARCH ke dalam bentuk yang lebih umum dan dikenal dengan GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic*). Model GARCH selain dipengaruhi oleh kuadrat sisaan dari data acak sebelumnya, juga dipengaruhi oleh sejumlah ragam sisaan dari data acak sebelumnya. Jika pengaruh kuadrat sisaan dari data sebelumnya dilambangkan dengan  $q$  dan pengaruh ragam sisaan dari data sebelumnya dilambangkan dengan  $p$ , maka dapat ditulis GARCH ( $p, q$ ). Secara umum, model GARCH ( $p, q$ ) adalah sebagai berikut :

$$Z_t | \zeta_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (2.22)$$

$$Z_t = \mu + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2), \quad (2.23)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, 1), \quad (2.24)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2$$

$$= \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2, \quad (2.25)$$

di mana :

$\mu$  : rata-rata model,

$\alpha_0$  : rata-rata ragam bersyarat,

$\alpha_i$  : koefisien kuadrat sisaan ragam bersyarat ke  $t-i$ ,

$\varepsilon_{t-i}^2$  : kuadrat sisaan ragam bersyarat ke  $t-i$ ,

$\beta_j$  : koefisien ragam bersyarat ke  $t-j$ ,

$\sigma_{t-j}^2$  : ragam bersyarat ke  $t-j$ ,

$\varepsilon_t$  : *white noise* dan bebas dari  $\varepsilon_{t-1}$ ,

dengan  $\alpha_0 \geq 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\beta_j \geq 0$ ,  $q > 0$ , dan  $p \geq 0$  untuk  $i = 1, 2, \dots, q$  dan  $j = 1, 2, \dots, p$ .

## 2.10 Model GARCH (1,1)

GARCH (1,1) merupakan model GARCH yang mana ragam bersyaratnya dipengaruhi oleh kuadrat sisaan dan ragam sisaan dari satu periode sebelumnya. Lo (2003) menjelaskan bahwa model GARCH (1,1) merupakan model yang paling sederhana dan banyak digunakan. Model  $Z_t$  dan  $\varepsilon_t$  untuk GARCH (1,1) sama dengan GARCH secara umum yakni pada persamaan (2.23) dan (2.24). Adapun ragam bersyarat pada GARCH (1,1) adalah

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2, \quad (2.26)$$

di mana :

$\alpha_0$  : rata-rata ragam bersyarat,

$\beta_1$  : koefisien ragam bersyarat ke  $t-1$ ,

$\sigma_{t-1}^2$  : ragam bersyarat ke  $t-1$ ,

$\varepsilon_{t-1}^2$  : kuadrat sisaan ragam bersyarat ke  $t-1$ ,

dengan  $\alpha_0 \geq 0$ ,  $\alpha_1 \geq 0$ ,  $0 \leq \beta_1 < 1$ ,  $\alpha_1 + \beta_1 \leq 1$ .

## 2.11 Pendugaan Parameter ARCH/GARCH

Jika sisaan menyebar normal dengan rata-rata nol dan ragam konstan  $\sigma_a^2$ , maka fungsi kepadatan peluang untuk sisaan adalah :

$$L = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_a^2}} \right\} \exp \left\{ \frac{-\varepsilon_t^2}{2\sigma_a^2} \right\}. \quad (2.27)$$



Karena  $\varepsilon_t$  bebas, maka fungsi *likelihood* untuk  $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_t$  adalah perkalian dari fungsi kepadatan peluang masing-masing amatan yaitu:

$$L = \prod_{t=1}^T \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_a^2}} \right\} \exp \left\{ \frac{-\varepsilon_t^2}{2\sigma_a^2} \right\}. \quad (2.28)$$

Pada model GARCH, nilai ragam tidak konstan, yaitu bergantung pada waktu dan dilambangkan dengan  $\sigma_t^2$ , sehingga persamaan (2.28) menjadi :

$$L = \prod_{t=1}^T \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_t^2}} \right\} \exp \left\{ \frac{-\varepsilon_t^2}{2\sigma_t^2} \right\}. \quad (2.29)$$

Jika sisaan menyebar normal dengan rata-rata nol dan ragam  $\sigma_t^2$ , maka fungsi log *likelihood* untuk  $L$  adalah (Enders, 2004) :

$$\ln(L) = l = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \ln \sigma_t^2 - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left( \frac{\varepsilon_t^2}{\sigma_t^2} \right). \quad (2.30)$$

Pendugaan parameter ARCH-GARCH dilakukan dengan memaksimalkan fungsi log *likelihood* pada persamaan (2.30). Enders (2004) menyatakan bahwa tidak ada solusi yang paling sederhana untuk menyelesaikan turunan parsial tersebut. Dengan demikian, pendugaan parameter dilakukan dengan optimasi numerik.

## 2.12 Pengujian Perubahan Struktur

Salah satu pengujian untuk menguji perubahan struktur adalah uji Chow. Ide dasar pengujian Chow adalah untuk melihat apakah ada perbedaan yang signifikan pada setiap subsampel. Perbedaan yang signifikan mengindikasikan adanya perubahan struktural.

Prinsip dasar dari pengujian ini adalah membagi data ke dalam dua atau lebih subsampel. Uji Chow didasarkan pada perbandingan jumlah kuadrat sisaan dari persamaan tunggal dengan jumlah kuadrat sisaan dari persamaan ganda, dalam hal ini persamaan setiap subsampel. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} H_0 & : \text{Tidak ada perubahan struktural} && \text{vs} \\ H_1 & : \text{Ada perubahan struktural} \end{aligned}$$



Statistik uji yang digunakan adalah

$$F = \frac{(\bar{u}'\bar{u} - u_1'u_1 - u_2'u_2)/k}{(u_1'u_1 + u_2'u_2)/(T - 2k)} \quad (2.31)$$

di mana  $\bar{u}'\bar{u}$  adalah jumlah kuadrat sisaan persamaan tunggal,  $u_i'u_i$  adalah jumlah kuadrat sisaan persamaan subsampel ke- $i$ ,  $T$  adalah jumlah sample dan  $k$  adalah jumlah parameter yang perlu diduga. Zifot (2003) menyatakan bahwa jika  $H_0$  benar, maka statistik uji akan mengikuti distribusi  $F$  dengan derajat bebas  $(n_2, n_1 - k)$ . Adapun  $n_i$  menyatakan banyaknya data pada subsampel ke- $i$ .

### 2.13 Proses dan Rantai Markov

Proses Markov adalah proses stokastik di mana pemunculan keadaan pada waktu yang akan datang dipengaruhi oleh keadaan pada waktu sesaat sebelumnya. Jika  $0 < t_1 < t_2 < \dots < t_k < t$ , maka himpunan peubah acak  $\{X_{t_k}\}$  menurut Taha (1996) disebut proses markov jika memiliki sifat sebagai berikut :

$$\begin{aligned} P\{X_{t_k} = x_k | X_{t_{k-1}} = x_{k-1}, X_{t_{k-2}} = x_{k-2}, \dots, X_{t_0} = x_0\} \\ = P\{X_{t_k} = x_k | X_{t_{k-1}} = x_{k-1}\}. \end{aligned} \quad (2.32)$$

Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa dalam proses markov, munculnya keadaan pada waktu ke- $t$  hanya dipengaruhi oleh probabilitas keadaan 1 periode sebelumnya yaitu  $t-1$ . Probabilitas pada persamaan (2.32) disebut peluang transisi satu langkah karena menjabarkan sistem antara  $t_k$  dengan  $t_{k-1}$ . Adapun probabilitas transisi  $m$ -langkah dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$P_{x_k, x_{k+m}} = P\{X_{t_{k+m}} = x_{k+m} | X_{t_k} = x_k\}. \quad (2.33)$$

Rantai Markov merupakan deretan  $X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_{k-1}}$  dari suatu peubah di mana distribusi peluang bersyarat  $X_{t_k}$  tidak tergantung pada  $X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_{k-2}}$  tetapi hanya bergantung pada  $X_{t_{k-1}}$  (Cox dan Miller, 1994). Deretan ini bergerak dari keadaan  $i$  pada saat  $t_{k-1}$  menuju  $j$  pada saat  $t_k$  dengan probabilitas satu tahap. Adapun bentuk probabilitas satu tahap dari persamaan (2.32) yang digeneralisasi adalah sebagai berikut :

$$P_{ij} = P[X_{t_k} = j | X_{t_{k-1}} = i]. \quad (2.34)$$

Nilai probabilitas transisi  $P_{ij}$  dapat disusun kedalam suatu bentuk matriks probabilitas transisi  $P$ . Secara umum, bentuk matriks probabilitas transisi dengan  $n$ -state (keadaan) adalah :

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nn} \end{bmatrix}. \quad (2.35)$$

Dengan demikian, matriks probabilitas transisi untuk 2 state adalah :

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix}. \quad (2.36)$$

Dalam rantai Markov, akan terjadi pergerakan *state* secara dinamis berdasarkan nilai probabilitasnya. Nilai probabilitas setiap *state* dapat dinyatakan dengan  $a_i$  dan dapat disusun kedalam matriks baris. Jika  $m$  menyatakan banyaknya transisi, maka matriks probabilitas setiap *state* secara umum adalah sebagai berikut :

$$a^m = [a_1^m \quad a_2^m \quad \dots \quad a_n^m] \quad (2.37)$$

dan untuk 2 state adalah

$$a^m = [a_1^m \quad a_2^m]. \quad (2.38)$$

Nilai probabilitas  $a^m$  diperoleh dari perkalian antara  $a^0$  dengan  $P^m$  yaitu :

$$a^m = a^0 * P^m \quad (2.39)$$

di mana  $a^0$  merupakan distribusi peluang awal.

#### 2.14 Kondisi *Steady State*

Probabilitas terjadinya suatu *state* akan mengalami kondisi yang mantap (*steady state*) jika proses iterasi dilakukan pada periode yang panjang. Dalam kondisi yang mantap ini, nilai  $a^m \approx a^{m-1}$  dan nilai dari keduanya tidak dipengaruhi oleh  $a^0$  lagi (Taha, 1996).

#### 2.15 Model Markov *Regime Switching*

Markov *Regime Switching* merupakan metode untuk mengatasi adanya “lompatan” data (Hadiyat, 2007). Dengan demikian, untuk mengatasinya akan dibentuk suatu model dengan  $n$  *regime* atau *state*. Pemodelan Markov *Regime Switching* ini memungkinkan sistem bergerak antar *regime* secara dinamis. Pergerakan sistem berdasarkan rantai Markov yang mengikuti proses

stokastik. Pemodelan ini juga dikenal dengan model dengan pemecahan struktur.

Misalkan model deret waktu dengan pemecahan struktur untuk *regime* pertama adalah sebagai berikut :

$$z_t = \mu_1 + \phi_1 z_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (2.40)$$

model deret waktu untuk *regime* kedua adalah :

$$z_t = \mu_2 + \phi_2 z_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (2.41)$$

di mana  $\phi_i$  adalah koefisien *autoregressive*.

Model deret waktu pada (2.40) dan (2.41) mengalami pemecahan struktural dan dapat disederhanakan sebagai berikut :

$$z_t = \mu_{s_t} + \phi_{s_t} z_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (2.42)$$

Simbol  $s_t$  menunjukkan peubah *state* atau *regime*.  $s_t$  akan bernilai 1 yang menunjukkan pada *regime* pertama dan bernilai 2 yang menunjukkan pada *regime* kedua.

Nurjannah, dkk. (2010) menyatakan bahwa jika nilai  $s_t$  diketahui sebelumnya, maka model (2.42) tak lebih merupakan *time series* dengan  $s_t$  sebagai peubah *dummy*. Dalam kenyataannya, nilai  $s_t$  tidak diketahui dengan pasti dan lompatan antar *regime* akan terjadi secara acak. Dengan demikian, lompatan atau transisi peubah  $s_t$  akan didekati dengan suatu proses rantai Markov.

## 2.16 Regime Switching GARCH (1,1)

*Regime Switching GARCH* (1,1) merupakan pemecahan fungsi struktural GARCH (1,1) kedalam beberapa *state*. Pemecahan struktur ini didasarkan pada adanya indikasi perbedaan antar *state*. Terdapat 2 pemodelan Markov *Regime Switching GARCH* (1,1) yaitu rata-rata bersyarat dan ragam bersyarat. Berikut ini pemodelan rata-rata bersyarat pada Markov *Regime Switching GARCH* (1,1) dengan 2 *state* (Hadiyat, 2007) :

$$\begin{aligned} Z_t &= \mu_{(s_t)} + \varepsilon_{t(s_t)} \\ &= \delta_j + \varepsilon_{jt} \\ &= \begin{cases} \delta_1 + \varepsilon_{1t} & , \text{ dengan probabilitas } a_{1t} \\ \delta_2 + \varepsilon_{2t} & , \text{ dengan probabilitas } a_{2t} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.43)$$

di mana  $\delta = \mu$  dan  $j = s_t$ . Berdasarkan penelitian Hamilton dan Susmel (1994), Cai (1994) dan Marcucci (2001, 2005), nilai rata-rata

bersyarat hanya melibatkan parameter rata-rata saja. Tidak menutup kemungkinan untuk menerapkan model rata-rata ARIMA seperti pada penelitian Gray (1996).

Nilai sisaan ( $\varepsilon_t$ ) dalam pemodelan GARCH dipengaruhi oleh ragam bersyarat. Berdasarkan persamaan (2.26) maka pemecahan struktural dari ragam bersyarat adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}\sigma_t^2 &= \alpha_{0(s_t)} + \alpha_{1(s_t)}\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_{1(s_t)}\sigma_{t-1}^2 \\ &= \omega_j + \alpha_{1j}\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_{1j}\sigma_{t-1}^2 \\ &= \begin{cases} \omega_1 + \alpha_{1j}\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_{1j}\sigma_{t-1}^2, & \text{dengan probabilitas } a_{1t} \\ \omega_2 + \alpha_{1j}\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_{1j}\sigma_{t-1}^2, & \text{dengan probabilitas } a_{2t} \end{cases}\end{aligned}\quad (2.44)$$

di mana  $\omega = \alpha_0$ ,  $j = s_t$  dan  $\omega \geq 0$ ,  $\alpha_1 \geq 0$ ,  $0 \leq \beta_1 < 1$ ,  $\alpha_1 + \beta_1 \leq 1$ .

Nilai  $\varepsilon_{t-1}^2$  dan  $\sigma_{t-1}^2$  dalam ragam bersyarat akan mengalami ketergantungan dengan kombinasi *state* sebelumnya yakni ( $s_t, s_2, \dots, s_{t-1}$ ). Dengan demikian kedua nilai tersebut diduga sebagai berikut :

$$\varepsilon_{t-1} = Z_{t-1} - \hat{Z}_{t-1}, \quad (2.45)$$

di mana :

$$\begin{aligned}E[Z_{t-1}] &= \sum_{i=1}^2 a_{it-1} E[Z_{t-1} | S_{t-1} = i, \zeta_{t-2}] \\ &= \sum_{i=1}^2 a_{it-1} \delta_{it-1} \\ &= a_{1t-1} \delta_{1t-1} + (1 - a_{1t-1}) \delta_{2t-1},\end{aligned}\quad (2.46)$$

dengan  $\zeta_{t-2}$  adalah himpunan informasi dari data  $Z_1, Z_2, \dots$  sampai  $Z_{t-2}$ , sehingga persamaan (2.45) menjadi :

$$\varepsilon_{t-1} = Z_{t-1} - [a_{1t-1} \delta_{1t-1} + (1 - a_{1t-1}) \delta_{2t-1}]. \quad (2.47)$$

Adapun nilai ragam bersyarat ( $\sigma_{t-1}^2$ ) adalah

$$\sigma_{t-1}^2 = E[Z_{t-1}^2 | \zeta_{t-2}] - E[\hat{Z}_{t-1} | \zeta_{t-2}]^2, \quad (2.48)$$

di mana

$$\begin{aligned}E[Z_{t-1}^2 | \zeta_{t-2}] &= \sum_{i=1}^2 \Pr(S_{t-1} = i | \zeta_{t-2}) (\delta_{it-1}^2 + \sigma_{it-1}^2) \\ &= a_{1t-1} (\delta_{1t-1}^2 + \sigma_{1t-1}^2) + (1 - a_{1t-1}) (\delta_{2t-1}^2 + \sigma_{2t-1}^2).\end{aligned}\quad (2.49)$$

Jadi, dengan mensubstitusikan persamaan (2.46) dan (2.49) ke dalam persamaan (2.48), diperoleh

$$\sigma_{t-1}^2 = E[Z_{t-1}^2 | \zeta_{t-2}] - E[\hat{Z}_{t-1} | \zeta_{t-2}]^2$$



$$= a_{1_{t-1}}(\delta_{1_{t-1}}^2 + \sigma_{1_{t-1}}^2) + (1 - a_{1_{t-1}})(\delta_{2_{t-1}}^2 + \sigma_{2_{t-1}}^2) - [a_{1_{t-1}}\delta_{1_{t-1}} + (1 - a_{2_{t-1}})\delta_{2_{t-1}}]^2. \quad (2.50)$$

Gray (1996) mengungkapkan bahwa data *return*  $Z_t$  didasari distribusi normal dan dapat dituliskan sebagai berikut :

$$z_t | \zeta_{t-1} \sim \begin{cases} N(\delta_1, \sigma_{t1}^2) & , \text{dengan probabilitas } a_{1t} \\ N(\delta_2, \sigma_{t2}^2) & , \text{dengan probabilitas } a_{2t} \end{cases} \quad (2.51)$$

dan pola sisaannya adalah

$$\varepsilon_t | \zeta_{t-1} \sim \begin{cases} N(0, \sigma_{t1}^2) & , \text{dengan probabilitas } a_{1t} \\ N(0, \sigma_{t2}^2) & , \text{dengan probabilitas } a_{2t} \end{cases}. \quad (2.52)$$

. dengan  $\zeta_{t-2}$  adalah himpunan informasi dari data  $Z_1, Z_2, \dots$  sampai  $Z_{t-1}$ .

## 2.17 Probabilitas Transisi Markov *Regime Switching*

Dalam model Markov *Regime Switching*, salah satu peubah yang cukup penting adalah  $s_t$ . Transisi atau lompatan model antar *regime* ditentukan oleh nilai  $s_t$ . Peubah  $s_t$  bergantung pada peubah eksogen yakni  $\zeta_{t-1}$ . Pada dasarnya, nilai  $s_t$  tidak dapat diamati secara langsung, tetapi dapat ditentukan nilai probabilitasnya pada setiap *regime* pada waktu ke- $t$ . Terdapat dua tahap dalam menentukan probabilitas pada setiap *regime* pada waktu ke- $t$  yakni :

### a. *Ex-ante probability*

Metode *ex-ante probability* digunakan jika  $\Pr(S_{t-1} = i | \zeta_{t-1})$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$  diketahui pada waktu atau iterasi ke- $t$ . Dengan demikian, probabilitas pada setiap *regime* adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} a_{jt} &= \Pr(S_t = j | \zeta_{t-1}) = \sum_{i=1}^m \Pr[S_t = j, S_{t-1} = i | \zeta_{t-1}] \\ &= \sum_{i=1}^m \Pr[S_t = j | S_{t-1} = i] \Pr[S_{t-1} = i | \zeta_{t-1}]. \end{aligned} \quad (2.53)$$

### b. *Filtered probability*

Metode ini digunakan untuk menentukan probabilitas setiap *regime* jika nilai  $Z_t$  diketahui pada akhir waktu ke- $t$  atau pada akhir iterasi ke- $t$ . Adapun nilai probabilitas setiap *regime* pada waktu ke- $t$  adalah sebagai berikut :

$$\Pr(S_t = j | \zeta_t) = \sum_{i=1}^m \Pr[S_t = j, S_{t-1} = i | \zeta_t], \quad (2.54)$$

di mana

$$\Pr(S_t = j, S_{t-1} = i | \zeta_t)$$



$$\begin{aligned}
&= \Pr(S_t = j, S_{t-1} = i | \zeta_{t-1}, z_t) \\
&= \frac{f(S_t = j, S_{t-1} = i, z_t | \zeta_{t-1})}{f(z_t | \zeta_{t-1})} \\
&= \frac{f(z_t | S_t = j, S_{t-1} = i, \zeta_{t-1}) \Pr(S_t = j, S_{t-1} = i | \zeta_{t-1})}{\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^m f(z_t | S_t = j, S_{t-1} = i, \zeta_{t-1}) \Pr(S_t = j, S_{t-1} = i | \zeta_{t-1})}.
\end{aligned} \tag{2.55}$$

Nilai probabilitas transisi setiap *state* yaitu  $\Pr(S_{t-1} = i | \zeta_{t-1})$  diperoleh dengan iterasi. Cox dan Miller (1994) menyatakan bahwa jika suatu pemodelan terdiri dari 2 *state* dengan matriks probabilitas transisinya adalah sebagai berikut :

$$P = \begin{bmatrix} 1 - p_{12} & p_{12} \\ p_{21} & 1 - p_{21} \end{bmatrix}, \tag{2.56}$$

maka nilai awal  $a^0$  pada proses iterasi adalah

$$\begin{aligned}
a_1 &= \frac{p_{12}}{p_{12} + p_{21}} \\
a_2 &= \frac{p_{21}}{p_{12} + p_{21}}
\end{aligned} \tag{2.57}$$

dengan syarat  $\sum_{i=1}^m a_i = 1$ .

## 2.18 Estimasi Parameter Markov Regime Switching GARCH (1,1)

Pendugaan parameter Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) dilakukan dengan *maximum likelihood*. Fungsi *likelihood* dari fungsi kepadatan peluang  $Z_t$  menurut Hamilton dan Susmel (1994) dan Marcucci (2001) dapat ditentukan dalam dua tahap :

- Pertama adalah menentukan fungsi kepadatan bersama antara  $Z_t$  dan peubah yang tidak diketahui ( $s_t$ ), yakni merupakan perkalian dari kepekatan marginal dan bersyarat :

$$f(z_t, s_t | \zeta_{t-1}) = f(z_t | s_t, \zeta_{t-1}) f(s_t | \zeta_{t-1}), \tag{2.58}$$

di mana  $\zeta_{t-1}$  merupakan himpunan data sampai waktu  $t-1$  yakni  $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_{t-1}\}$

- Tahap kedua adalah menentukan fungsi kepadatan marginal  $Z_t$  sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
f(z_t | \zeta_{t-1}) &= \sum_{j=1}^m f(z_t, S_t = j | \zeta_{t-1}) \\
&= \sum_{j=1}^m f(z_t | S_t = j, \zeta_{t-1}) f(S_t = j | \zeta_{t-1})
\end{aligned}$$

$$= \sum_{j=1}^m f(z_t | S_t = j, \zeta_{t-1}) Pr(S_t = j | \zeta_{t-1}), \quad (2.59)$$

dengan  $m$  menyatakan banyaknya *regime* atau *state*. Jadi, fungsi log *likelihood* untuk  $m$  *regime* adalah sebagai berikut :

$$\ln L = \sum_{t=1}^T \ln \left\{ \sum_{j=1}^m f(z_t | S_t = j, \zeta_{t-1}) Pr(S_t = j | \zeta_{t-1}) \right\} \quad (2.60)$$

Dalam beberapa penelitian yaitu Hamilton dan Susmel (1994), Cai (1994) dan Marcucci (2001, 2005), fungsi  $f(z_t | S_t = j, \zeta_{t-1})$  hanya melibatkan parameter rata-rata, yaitu :

$$f(z_t | S_t = j, \zeta_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{j_t}^2}} \exp \left[ -\frac{(z_t - \delta_j)^2}{2\sigma_{j_t}^2} \right]. \quad (2.61)$$

Menurut Hadiyat (2007), setiap data tidak diketahui akan masuk *regime* yang mana sehingga optimasi *log likelihood* pada persamaan (2.60) tidak dapat dilakukan. Pada persamaan (2.60) terdapat peubah *unobservable*  $s_t$ , yakni tidak bisa diamati sehingga dapat dianggap sebagai data hilang. Optimasi *log likelihood* untuk data yang hilang atau *incomplete data* dilakukan dengan algoritma EM.

Pada tahun 1997, Dempster, dkk. memperkenalkan algoritma EM. Algoritma ini terdiri dari dua tahap yakni “E” (Ekspektasi) dan “M” (Memaksimumkan). Peubah  $s_t$  yang tidak diketahui perlu diestimasi terlebih dahulu. Jika peubah acak  $s_t$  didefinisikan bernilai 1, 2, ...,  $m$  dengan probabilitas  $s_t$  akan bernilai  $j$  adalah  $a_{jt}$ , maka fungsi  $s_t$  adalah sebagai berikut :

$$f(s_t) = Pr(S_t = i | \zeta_{t-1}) = \prod_{j=1}^m a_{jt}^{I_j(s_t)} \quad (2.62)$$

dengan  $I_j(s_t)$  menyatakan indikator untuk menentukan observasi mana yang masuk ke setiap *regime*. Nilai  $I_j(s_t)$  adalah 1 jika  $s_t = j$  dan 0 untuk lainnya. Indikator  $I_j(s_t)$  jika diterapkan pada distribusi probabilitas  $z_t$  akan menjadi :

$$f(z_t | S_t = j, \zeta_{t-1}) = \prod_{j=1}^m [f(z_t | S_t = j, \zeta_{t-1})]^{I_j(s_t)} \quad (2.63)$$

dan

$$\ln(f(z_t | S_t = j, \zeta_{t-1})) = \sum_{j=1}^m \ln [f(z_t | S_t = j, \zeta_{t-1})]^{I_j(s_t)} \quad (2.64)$$

Indikator  $I_j(s_t)$  jika diterapkan pada gabungan distribusi  $s_t$  dan  $Z_t$  menjadi :

$$f(z_t | s_t = j, \zeta_{t-1}) = \prod_{j=1}^m [a_{jt} f(z_t | s_t = j, \zeta_{t-1})]^{I_j(s_t)} \quad (2.65)$$

dan

$$\ln(f(z_t | s_t = j, \zeta_{t-1})) = \sum_{j=1}^m \ln [ [a_{jt} f(z_t | s_t = j, \zeta_{t-1})]^{I_j(s_t)} ]. \quad (2.66)$$

Bila observasi akan menjadi anggota masing-masing *regime*, maka akan terjadi pasangan  $(Z_t, s_t)$  untuk semua  $t$ . Dengan demikian, parameter model Markov *Regime Switching GARCH* (1,1) akan diduga dengan memaksimumkan fungsi *log likelihood* berdasarkan fungsi gabungan distribusi  $s_t$  dan  $Z_t$  sebagai berikut :

$$\begin{aligned} l &= \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^m \left[ \ln [f(z_t | s_t = j, \zeta_{t-1}) a_{jt}]^{I_j(s_t)} \right] \\ &= \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^m I_j(s_t) \left[ \ln [f(z_t | s_t = j, \zeta_{t-1}) a_{jt}] \right] \\ &= \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^m I_j(s_t) \left[ \ln a_{jt} + \ln(f(z_t | s_t = j, \zeta_{t-1})) \right] \\ &= \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^m I_j(s_t) \left[ \ln a_{jt} + \ln \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{jt}^2}} \exp \left[ -\frac{(z_t - \delta_j)^2}{2\sigma_{jt}^2} \right] \right) \right] \\ &= \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^m I_j(s_t) \left[ \ln a_{jt} + \frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma_{jt}^2) - \frac{(z_t - \delta_j)^2}{2\sigma_{jt}^2} \right]. \end{aligned} \quad (2.67)$$

Dempster, dkk. (1997) menyatakan bahwa nilai  $I_j(s_t)$  dapat diekspektasi sebagai berikut :

$$E(I_j(s_t) | \zeta_{t-1}) = \Pr(s_t = j | \zeta_{t-1}) \quad (2.68)$$

Fungsi *log likelihood* pada (2.67) merupakan fungsi yang lengkap karena nilai  $s_t$  telah diduga. Optimasi fungsi *likelihood* pada persamaan (2.67) dilakukan dengan iterasi numerik *Quasi Newton* dan *Sequential Quadratik Programing (SQP)*.

## 2.19 Optimasi Numerik

Suatu fungsi yang kompleks tidak dapat dimaksimumkan secara langsung sehingga perlu dilakukan optimasi secara numerik. Salah satu iterasi numerik yang sering digunakan adalah *Quasi Newton* dan *Sequential Quadratik Programing (SQP)*.

### 2.19.1 Quasi Newton

*Quasi Newton* merupakan metode yang menggunakan informasi gradien dan banyak digunakan untuk meminimumkan fungsi tanpa melibatkan batasan. Misal fungsi  $f(\theta)$  yang akan diminimumkan terhadap  $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m]'$  maka proses iterasi dilakukan secara iteratif yakni :

$$\theta_{k+1} = \theta_k - [H^{-1}(f(\theta_k))\nabla f(\theta_k)] \quad (2.69)$$

di mana  $H(f(\theta_k))$  dan  $\nabla f(\theta)$  adalah matriks Hessian dan gradien.

Metode Newton,  $H(f(\theta_k))$  diperoleh secara langsung dari turunan  $f(\theta)$  untuk menentukan nilai minimum setelah iterasi. Adapun metode *Quasi Newton* menggunakan informasi  $f(\theta)$  dan  $\nabla f(\theta)$  untuk membangun informasi gradien. Informasi ini digunakan dalam menafsir  $H(f(\theta_k))$  dengan teknik pembaharuan.

Mengacu pada Mathworks. Inc (2012), metode Quasi Newton MATLAB menggunakan algoritma Broyden, Fletcher, Gold-frab, Shanno (BFGS) yaitu :

$$H_{k+1} = H_k + \frac{q_k q_k'}{q_k' s_k} - \frac{H_k' s_k' s_k H_k}{s_k' H_k s_k} \quad (2.70)$$

di mana :

$$\begin{aligned} q_k &= \theta_{k+1} - \theta_k \\ s_k &= \nabla f(\theta_{k+1}) - \nabla f(\theta_k) \end{aligned} \quad (2.71)$$

Adapun algoritma *Quasi-Newton* dengan BFGS adalah sebagai berikut :

1. Menghitung gradien ( $J(\theta)$ )
  2. Inialisasi  $\theta_0$ , misalnya  $\theta_0 = 1$
  3. Menentukan toleransi konvergen :  $e$
  4. *while*  $|\theta_{k+1} - \theta_k| \geq e$ , *do* ;
    - menentukan *search direction*  $\rho_k$ 

$$\rho_k = H^{-1}(f(\theta_k))\nabla f(\theta_k)$$
    - update*  $\theta$ , yakni  $\theta_{k+1} = \theta_k - \rho_k$
    - menentukan
 
$$q_k = \theta_{k+1} - \theta_k;$$

$$y_k = \nabla f(\theta_{k+1}) - \nabla f(\theta_k);$$
    - menghitung  $H_{k+1}$  berdasarkan persamaan (2.70)
- end (while)*

### 2.19.2 Sequential Quadratic Programming (SQP)

*Quasi Newton* merupakan metode optimasi  $f(\theta)$  tanpa melibatkan batasan. Pada beberapa model penelitian, seringkali digunakan batasan-batasan tertentu. Untuk kasus  $f(\theta)$  yang melibatkan batasan diterapkan pengali Lagrange. Pengali Lagrange dilibatkan pada  $f(\theta)$  dan untuk selanjutnya dioptimasi secara *unconstrained*.

*Sequential Quadratic Programming (SQP)* merupakan salah satu metode optimasi yang melibatkan batasan yang secara khusus batasan berbentuk pertidaksamaan. Pada setiap iterasi, didekati dengan Hessian dari fungsi Lagrange menggunakan pembaharuan dengan metode *Quasi Newton*. Hasil dari iterasi ini kemudian digunakan untuk membangkitkan subproblem QP dimana penyelesaiannya dilakukan dengan prosedur *line search* (Mathworks. Inc, 2012).

Adapun algoritma *Sequential Quadratic Programming (SQP)* secara umum adalah sebagai berikut (Hadiyat, 2007):

1. Inisialisasi  $\theta_0$  dan  $\lambda_0$   
di mana  $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m)'$  dan  $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r)'$
2. Menyusun fungsi Lagrange utama  
$$l(\theta, \lambda) = f(\theta) + \lambda' g(\theta)$$
di mana  $g(\theta)$  adalah batasannya, misalnya  
$$g(\theta) = [g_1(\theta), g_2(\theta), \dots, g_r(\theta)] \geq 0$$
3. Menghitung  $W_k = \left[ \frac{\partial^2 l(\theta, \lambda)}{\partial \theta^2} \right]_{m \times m}$  dan  $U_k = \left[ \frac{\partial l(\theta, \lambda)}{\partial \theta} \right]_{m \times 1}$
4. Menghitung  $e(\theta) = \left[ \frac{\partial g(\theta)}{\partial \theta} \right]_{r \times m}$
5. *while*  $|\theta_{k+1} - \theta_k| \geq e$ , *do* ;
  - a. Substitusi  $\theta_k$  dan  $\lambda_k$  pada  $W_k$  dan  $U_k$ ;
  - b. Substitusi  $\theta_k$  pada  $e(\theta)$ ;
  - c. Membentuk fungsi baru (sebagai subproblem)  
$$v(p) = 1/2 p' W_k p + U_k' p$$
dengan batasan baru  $e(\theta)p + g(\theta) = 0$
  - d. Menyelesaikan optimasi  
$$l_{sp}(p, \psi) = v(p) + \psi' [e(\theta)p + g(\theta)]$$
menggunakan algoritma *Quasi Newton* untuk mendapatkan  $p_k = (p_1, p_2, \dots, p_k)'$  dan  
$$\psi_k = (\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_k)'$$



e. Periksa nilai  $(\psi_i)_k$  (berkaitan dengan batasan pertidaksamaan)

Jika  $\psi_i \geq 0$  maka

1. Menghilangkan batasan  $g_i(\theta)$  yang bersesuaian dengan  $\psi_i$
2. Menyusun subproblem kembali tanpa batasan  $g_i(\theta)$
3. Kembali ke langkah 5.c

Jika  $\psi_i \leq 0$  maka perbaharui parameter yaitu

$$\theta_{k+1} = \theta_k + p_k;$$

$$\lambda_{k+1} = \psi_k;$$

f. Kembali ke langkah 5.a

*end (while)*

## 2.20 Pengujian Parameter Model

Parameter model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) yang telah diduga dengan *maximum likelihood* dilakukan pengujian signifikansinya. Parameter yang signifikan akan memberikan pengaruh terhadap model, sebaliknya jika parameter tidak signifikan, maka pengaruhnya terhadap model tidak berarti.

Hipotesis dalam pengujian ini adalah :

$$H_0 : \hat{\theta} = 0 \text{ vs}$$

$$H_1 : \hat{\theta} \neq 0.$$

Statistik uji yang digunakan adalah  $t$  yakni :

$$t_{hit} = \frac{\hat{\theta}}{se(\hat{\theta})} \tag{2.72}$$

Jika  $H_0$  benar, maka  $t_{hit}$  akan mengikuti distribusi  $t$  dengan derajat bebas  $T - m$ , di mana  $T$  menyatakan banyaknya ukuran contoh dan  $m$  adalah banyaknya parameter yang diduga.

## 2.21 Diagnostik Model GARCH

Diagnostik model GARCH bertujuan untuk mengetahui seberapa baik model GARCH digunakan dalam peramalan. Diagnostik dilakukan dengan menguji kelayakan model GARCH dengan sisaannya. Sisaan model GARCH adalah (Engle dan Ng, 1993) :

$$\varepsilon_t^2 = \frac{e_t^2}{\hat{\sigma}_t^2} \tag{2.73}$$

di mana :

$e_t^2$  : kuadrat sisaan rata-rata bersyarat,

$\hat{\sigma}_t^2$  : pendugaan ragam bersyarat.

Model GARCH dikatakan baik jika hasil diagnostik menunjukkan hasil yang layak yaitu tidak ada korelasi diantara sisaannya. Pengujian kelayakan model dilakukan dengan statistic uji *Ljung Box Pierce Q*.

## 2.22 Peramalan Markov Regime Switching GARCH (1,1)

Peramalan Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) dilakukan dengan meramal rata-rata bersyarat dan ragam bersyaratnya. Peramalan dilakukan dengan mengalikan nilai rata-rata bersyarat dengan probabilitas setiap *state*-nya. Peramalan rata-rata bersyarat seperti pada persamaan (2.46) dilakukan dengan penggantian nilai probabilitas setiap *state* setelah  $(t+f)$  transisi yaitu :

$$Z_{t+f} = a^{t+f} \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \end{pmatrix} = (a^0 * P^{t+f}) \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \end{pmatrix}. \quad (2.74)$$

Demikian pula peramalan ragam bersyarat dilakukan dengan penggantian probabilitas setiap *state* setelah  $(t+f)$  transisi pada persamaan (2.50), yaitu

$$\sigma_{t+f}^2 = \left( a^{t+f} \begin{pmatrix} \delta_1 + \sigma_{t+f(1)}^2 \\ \delta_1 + \sigma_{t+f(2)}^2 \end{pmatrix} \right) - \left( a^{t+f} \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \end{pmatrix} \right)^2, \quad (2.75)$$

di mana  $\sigma_{t+f(1)}^2 = \omega_1 + \alpha_{1j} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_{1j} \sigma_{t-1}^2$  dan  $\sigma_{t+f(2)}^2 = \omega_2 + \alpha_{2j} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_{2j} \sigma_{t-1}^2$ .

## 2.23 Indeks Harga Saham

Indikator utama yang dapat menggambarkan pergerakan harga saham adalah indeks harga saham. Menurut Darmadji dan Fakhruddin (2001), dalam pasar modal sebuah indeks memiliki fungsi sebagai berikut :

1. sebagai indikator tren pasar,
2. sebagai indikator tingkat keuntungan,
3. sebagai tolok ukur kinerja suatu portofolio,
4. memfasilitasi pembentukan portofolio dengan stretegi pasif,
5. memfasilitasi berkembangnya produk derivatif.

Salah satu indeks harga saham di Bursa Efek Indonesia (BEI) adalah Indeks Harga Saham LQ45. Indeks LQ45 adalah indeks yang terdiri dari 45 saham pilihan atau unggulan. Adapun pendekatan atau metode perhitungan yang digunakan untuk menghitung indeks adalah rata-rata tertimbang agregat nilai pasar. Agregat nilai pasar adalah total dari perkalian setiap saham yang tercatat dengan masing-masing harganya pada hari tersebut.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## BAB III METODE PENELITIAN

### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yaitu *return* atau tingkat pengembalian harian dari Indeks Harga Saham LQ45. Periode pengamatan yang akan diamati adalah 4 Januari 2000 sampai dengan 5 April 2012 yakni sebanyak 2964 data (sumber : finance.yahoo.com).

### 3.2 Metode

Berdasarkan rumusan masalah, maka metode penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut :

#### A. Tahapan identifikasi volatilitas

1. Plot data indeks harga saham.
2. Plot data *return* harga saham untuk mengetahui volatilitas dalam data.
3. Identifikasi volatilitas dari data penelitian yaitu pergerakan data *return* mengindikasikan adanya lompatan atau tidak.

#### B. Tahapan pemodelan GARCH (1,1)

1. Memodelkan data *return* yang telah stasioner ke dalam bentuk ARIMA.
2. Menghitung sisaan dari model ARIMA yang diperoleh dari selisih nilai aktual dengan nilai peramalan. Sisaan ( $\varepsilon_t$ ) kemudian dikuadratkan.
3. Menguji adanya heteroskedastisitas ragam galat atau efek ARCH/GARCH pada data penelitian dengan statistik uji LM =  $TR^2$ . Data mempunyai efek ARCH/GARCH jika statistik uji  $TR^2$  lebih besar dari titik kritis yaitu  $\chi^2_{(\alpha/2, k)}$ .
4. Menduga parameter GARCH (1,1) dengan *maximum likelihood* pada persamaan (2.30).
5. Menguji signifikansi parameter sesuai dengan persamaan (2.72).
6. Memodelkan GARCH (1,1) ke dalam bentuk :
$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$
7. Menguji kelayakan model dengan statistik uji *Ljung-Box-Pierce Q\**.



8. Pengujian perpecahan struktural berdasarkan persamaan (2.31).  
Jika terdapat perubahan struktural maka dilakukan pemodelan Markov *Regime Switching* GARCH (1,1)

C. Tahapan pemodelan Markov *Regime Switching* GARCH (1,1).

Pada penelitian ini, data akan dibagi ke dalam dua *state* atau *regime* yaitu *regime* pertama untuk volatilitas tinggi dan *regime* kedua untuk volatilitas rendah. Adapaun tahapan pemodelan GARCH (1,1) adalah sebagai berikut :

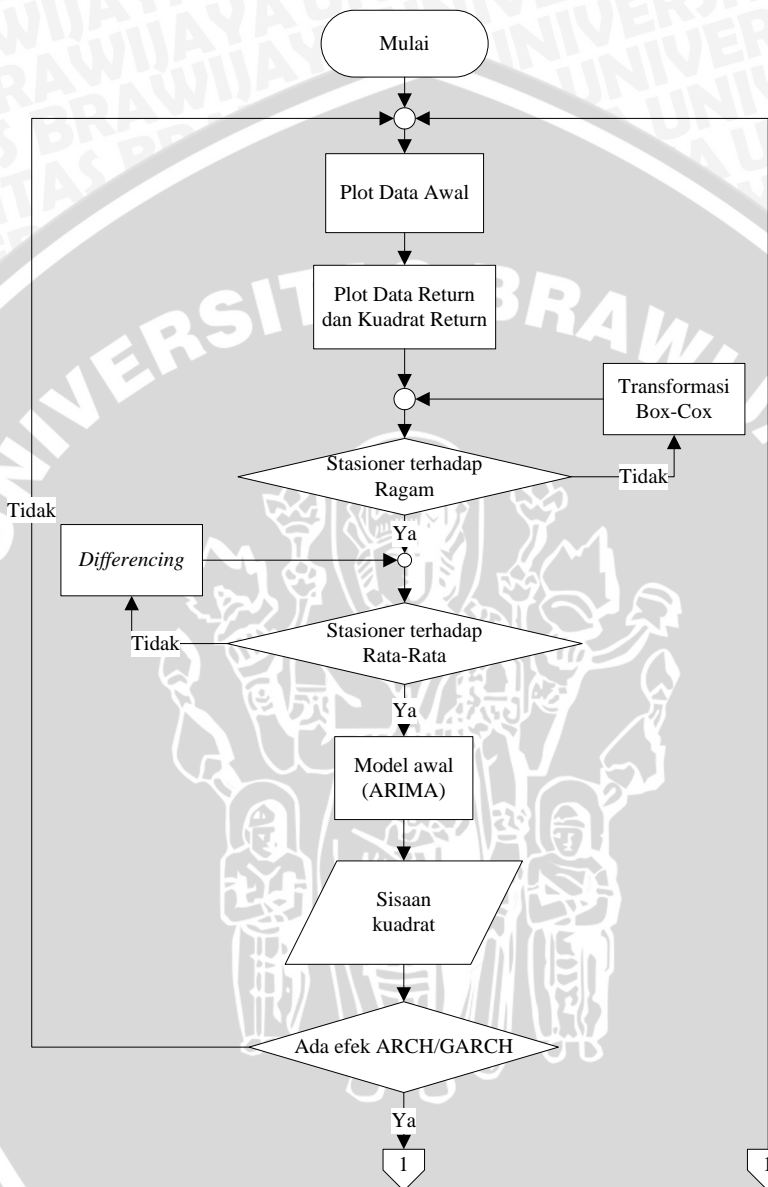
1. Menduga parameter Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) dengan *maximum likelihood* persamaan (2.67).
2. Memodelkan Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) berdasarkan *state* dengan persamaan (2.43) dan (2.44).
3. Menentukan probabilitas *state* awal ( $a^0$ ) berdasarkan persamaan (2.57).
4. Menguji signifikansi parameter sesuai dengan persamaan (2.72).
6. Menguji kelayakan model dengan statistik uji *Ljung-Box-Pierce Q\**.
7. Menentukan ramalan *f*-periode ke depan.

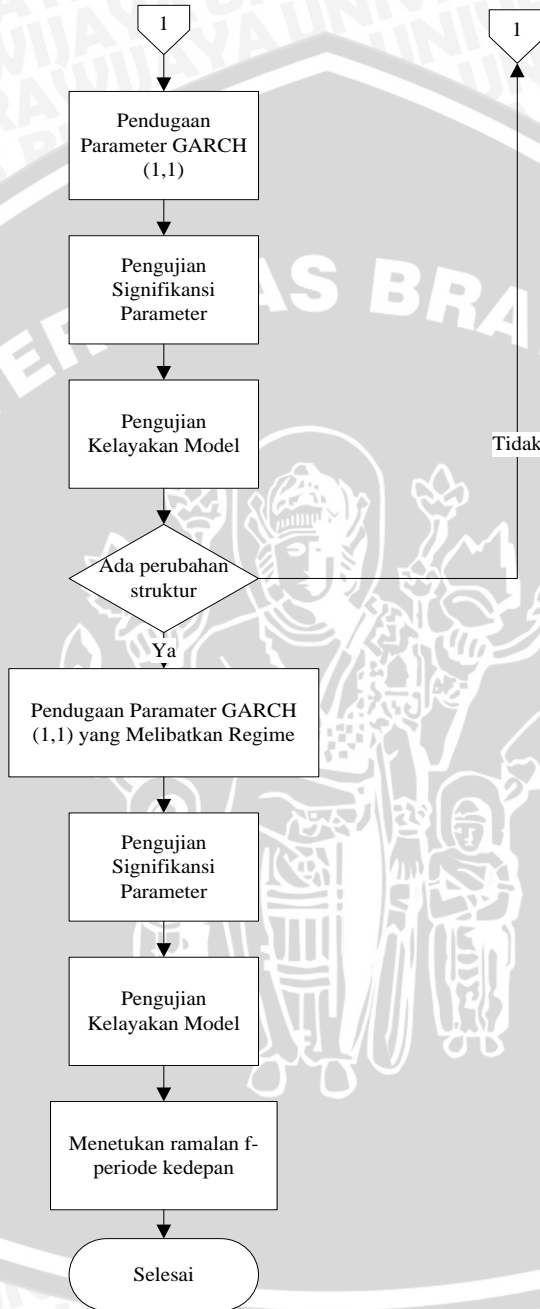
Alat bantu yang digunakan dalam penelitian ini yaitu pemodelan markov *switching* GARCH (1,1) dengan tiga *state* adalah sebagai berikut :

1. Micosoft Excel 2007 dalam perhitungan data *return*
2. Minitab 15 dalam plot data *return*, plot ACF dan PACF, *differencing* serta transformasi Box-Cox
3. Eviews 5 dalam pengujian ADF, pemodelan ARIMA.
4. Matlab 7 (R2008b) dalam pemodelan GARCH (1,1), Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) dengan macro yang dikembangkan oleh Marccuci (2005).

### 3.3 Diagram Alir

Diagram alir pada penelitian ini disajikan dalam Gambar 3.1 sebagai berikut :





Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

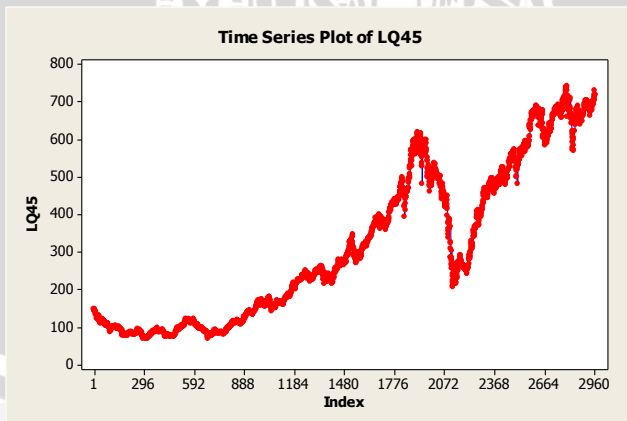
## BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Identifikasi Volatilitas

Pada periode penelitian yaitu 4 Januari 2000 sampai 5 April 2012 tercatat bahwa indeks LQ45 mempunyai nilai tengah sebesar 314,03. Indeks LQ45 berada pada level paling rendah yaitu 67, 28 pada tanggal 20 April 2001. Pada periode ini pergerakan indeks LQ45 memang cenderung melambat karena faktor internal. Salah satu pemicu perlambatan pergerakan ini adalah politik dalam negeri yaitu permintaan mundurnya presiden Gus Dur dari jabatannya.

Indeks LQ45 berada pada level tertinggi pada tanggal 1 Agustus 2011. Penguatan ini juga terjadi pada indeks lain di Bursa Efek Indonesia (BEI) salah satunya Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Peningkatan indeks di BEI ini disebabkan karena sentimen disetujuinya hutang Amerika Serikat.

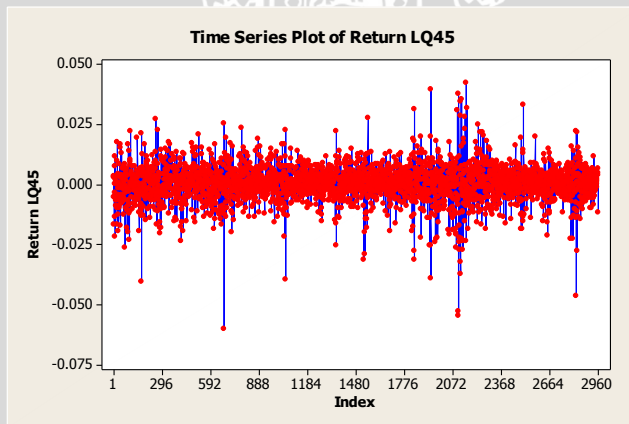
Ditinjau dari data *return* LQ45, peningkatan terbesar terjadi pada tanggal 15 Desember 2008 yaitu sebesar 0,042580. Sentimen positif dari penurunan harga BBM dan juga Fed yang akan menurunkan suku bunga menjadi fokus utama yang meningkatkan data *return* LQ45. Penurunan terbesar *return* LQ45 terjadi pada 14 Oktober 2002 sebesar 0,05997 karena ledakan bom di Bali sehari sebelumnya. Hasil analisis deskriptif ini secara lengkap pada Lampiran 2.



Gambar 4.1 Plot Data LQ45

Pergerakan indeks harga saham LQ45 selama periode penelitian dapat diamati pada Gambar 4.1. Pada awal tahun penelitian, pergerakan indeks LQ45 cenderung melambat karena beberapa faktor seperti politik dalam negeri, terorisme di Amerika Serikat dan ledakan bom Bali. Indeks harga saham LQ45 mulai meningkat pada tahun 2004 hingga mencapai level 621,13 pada tanggal 11 Desember 2007 sebelum stabil dilevel 590.

Kerugian di pasar perumahan Amerika Serikat pada tahun 2008 menyebabkan indeks LQ45 turun drastis hingga mencapai level 206,68 pada 28 Oktober 2008. Kebijakan keuangan pemerintah Indonesia untuk mengatasi krisis keuangan global ini memberikan sentimen yang baik. Pergerakan indeks LQ45 meningkat hingga pada akhir periode penelitian ini yaitu 5 April 2012 mencapai level 712,11.

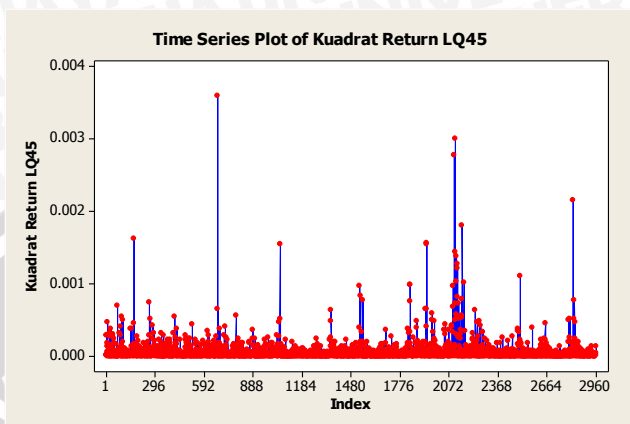


Gambar 4.2 Plot *Return* LQ45

Berdasarkan Gambar 4.2 terlihat bahwa *return* LQ45 mengalami fluktuasi yang cukup besar. Faktor penyebabnya sama seperti yang dijelaskan sebelumnya yaitu terorisme di Amerika Serikat (2001), bom Bali 1 (2002), bom Bali 2 (2005), krisis keuangan global (2008) dan yang terakhir adalah krisis Eropa (2011).

Pergerakan *return* LQ45 yang berfluktuatif ini mengindikasikan adanya lompatan atau transisi data yang cukup besar. Lompatan atau transisi data secara lebih jelas dapat dilihat pada plot kuadrat *return* LQ45 dibawah ini :





Gambar 4.3 Plot Kuadrat *Return* LQ45

Berdasarkan Gambar 4.3 terlihat bahwa banyak terjadi lompatan data selama periode penelitian yaitu 4 Januari 2000 sampai 5 April 2012. Lompatan paling tinggi terjadi pada data ke-673 yakni tanggal 14 Oktober 2002 karena adanya Bom Bali 1.

#### 4.2 Stasioneritas Data *Retun*

Model ARIMA sebagai model rata-rata (*mean*) sangat ketat terhadap pemenuhan asumsi stasioneritas yang meliputi ragam dan rata-rata. Dengan demikian pengujian stasioneritas dari data *return* perlu dilakukan sebelum dilakukan pemodelan.

Berdasarkan pengujian diperoleh bahwa *return* LQ45 tidak stasioner terhadap ragam karena nilai  $\lambda \neq 1$ , sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox. Transformasi pertama adalah dengan nilai  $\lambda = 5$  kemudian dilanjutkan dengan transformasi kedua dengan  $\lambda = 2$  berdasarkan persamaan (2.4). Pada transformasi kedua ini diperoleh nilai  $\lambda = 1$  yang mengindikasikan bahwa data *return* LQ45 telah stasioner terhadap ragam. Hasil transformasi Box-Cox secara lebih rinci dapat dilihat pada Lampiran 3.

Data *return* yang telah stasioner terhadap ragam selanjutnya diuji stasioneritasnya terhadap rata-rata. Pengujian dilakukan dengan statistik uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dengan hipotesis nol data tidak stasioner. Berdasarkan hasil uji pada Lampiran 4, diperoleh *p-value* sebesar 0,0001. Dengan tingkat kesalahan ( $\alpha$ ) sebesar 5% maka dapat diputuskan bahwa  $H_0$  ditolak. Jadi dapat disimpulkan bahwa data *return* LQ45 ini telah stasioner terhadap rata-rata.

Hasil pengujian ini diperoleh data *return* LQ45 yang telah stasioner, baik terhadap ragam maupun rata-ratanya. Dengan demikian dapat dimodelkan ARIMA karena telah memenuhi asumsi yang melandasinya.

#### 4.3 Pemodelan ARIMA

Langkah pertama dalam pemodelan ARIMA adalah identifikasi model ARIMA untuk menentukan ordo *Autoregressive* (AR), *Integrated* (I) dan *Moving Average* (MA). Identifikasi ordo AR dan MA ini dilakukan dengan plot ACF dan PACF. Ordo I ditentukan dengan banyaknya perbedaan (*differencing*) yang dilakukan.

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Lampiran 5, diperoleh 1 lag yang keluar batas. Hal ini menunjukkan bahwa ordo AR dan MA adalah 1. Pengujian stasioneritas menunjukkan bahwa data *return* LQ45 telah stasioner terhadap rata-rata sehingga tidak dilakukan perbedaan (*differencing*). Dengan demikian ordo I pada model ARIMA untuk data *return* LQ45 adalah 0.

Model tentatif yang terbentuk berdasarkan identifikasi untuk data *return* LQ45 adalah AR (1), MA (1) dan ARMA (1,1). Hasil pemodelan ARIMA data *return* LQ45 secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 6, dan diringkas sebagai berikut :

1. Model AR (1)

$$Z_t = 0,005055 + 0,09571Z_{t-1} + e_t$$

2. Model MA (1)

$$Z_t = 0,00499 + 0,095895e_{t-1} + \varepsilon_t$$

3. Model ARMA (1,1)

$$Z_t = 0,005051 + 0,024589Z_{t-1} + \varepsilon_t + 0,071765e_{t-1}$$

Hasil pengujian pada Lampiran 6 menunjukkan bahwa parameter model tentatif AR (1) dan MA (1) signifikan. Pada model tentatif ARMA (1,1) hanya parameter rata-rata saja yang signifikan.

Model yang paling baik dari model tentatif ARIMA didasarkan atas uji kelayakan model dan dipilih dari nilai AIC yang paling kecil. Uji kelayakan model dengan statistik uji *Ljung-Box Q* secara lengkap pada Lampiran 7 dan diringkas pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Uji Kelayakan Model ARIMA Data *Return* LQ45

Model	Kriteria	Lag			
		7	14	21	28
AR (1)	Q	6,9648	16,245	24,041	35,988
	<i>p-value</i>	0,324	0,236	0,241	0,116
MA (1)	Q	7,0587	16,496	23,876	35,766
	<i>p-value</i>	0,315	0,223	0,248	0,121

Dengan hipotesis nol menyatakan model layak, maka dapat disimpulkan ketiga model tentatif ARIMA yang terbentuk layak untuk digunakan dalam peramalan. Diantara model tentatif ini selanjutnya dipilih model yang paling baik. Pemilihan dilakukan dengan melihat nilai *Akaike Information Criterion (AIC)*. Berdasarkan nilai AIC pada Lampiran 6, model tentatif AR (1) dipilih sebagai model yang paling baik karena memiliki nilai AIC paling kecil.

#### 4.4 Pengujian Efek ARCH-GARCH

Adanya unsur heteroskedastisitas dalam model ARIMA mengindikasikan adanya efek ARCH-GARCH. Unsur heteroskedastisitas ini dapat diperiksa dengan uji *Lagrange Multiplier (LM)*. Hipotesis pengujian LM ini adalah sebagai berikut :

$H_0$  : homoskedastisitas vs

$H_1$  : heteroskedastisitas (ada efek ARCH-GARCH).

Hasil pengujian pada Lampiran 8 menunjukkan bahwa nilai  $TR^2$  sebesar 388,1446. Nilai ini lebih besar dari titik kritis  $\chi^2_{(0,05)(32)}$  yaitu 46,1943 sehingga  $H_0$  ditolak. Jadi dapat disimpulkan bahwa dalam model AR (1) data *return* LQ45 terdapat efek ARCH-GARCH.

Adanya efek ARCH-GARCH dalam model ARIMA menunjukkan bahwa ragam sisaan yang tidak homogen. Dengan demikian perlu dilakukan pemodelan ragam atau volatilitas dari ragam sisaan. Pemodelan volatilitas untuk ketidakhomogenan ragam sisaan ini adalah GARCH.

#### 4.5 Model GARCH (1,1)

Sesuai dengan batasan masalah pada penelitian ini, maka model ARIMA yang memiliki efek ARCH-GARCH akan dimodelkan dalam GARCH (1,1). Berdasarkan hasil pengujian pada

Lampiran 9, model GARCH (1,1) untuk data *return* LQ45 adalah sebagai berikut:

$$Z_t = 0,0068111 + 0,094539Z_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

dengan

$$\sigma_t^2 = 0,00029629 + 0,13874e_{t-1}^2 + 0,81206\sigma_{t-1}^2$$

Berikut ini ringkasan hasil pendugaan parameter GARCH (1,1) dan pengujian signifikansi parameter :

Tabel 4.2 Hasil Pendugaan Parameter GARCH (1,1)

Parameter	Nilai	Standar Error	Statistik Uji	Titik Kritis
$\mu$	0,006811	0,001207	5,6428	$t_{(0,05/2)(2958)} = 1,97$
$\phi_1$	0,094539	0,020131	4,6961	
$\alpha_0$	0,000296	0,000037	8,0692	
$\alpha_1$	0,138740	0,011193	12,3771	
$\beta_1$	0,812060	0,013911	58,3771	

Hasil pengujian berdasarkan Tabel 4.2 menunjukkan bahwa parameter GARCH (1,1) ini memiliki statistik uji yang lebih besar dari titik kritis. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa semua parameter model GARCH (1,1) memiliki pengaruh yang nyata.

Model GARCH (1,1) yang telah terbentuk, dapat diinterpretasikan bahwa ragam sisaan pada waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh 0,13874 kuadrat sisaan dan 0,812060 ragam sisaan pada waktu  $t-1$ . Adapun rata-rata ragam bersyarat untuk model GARCH (1,1) dari data *return* LQ45 ini adalah sebesar 0,000296.

Model GARCH (1,1) sebagai model dari ragam bersyarat dapat digunakan dalam peramalan jika telah memenuhi uji kelayakan model. Dalam pengujian ini, hipotesis nol menyatakan bahwa model layak dan hipotesis alternatif model tidak layak. Uji kelayakan model dengan statistik uji *Ljung-Box-Pierce Q* secara lengkap pada Lampiran 10 dan diringkas pada Tabel 4.2.

Tabel 4.3 Hasil Uji Kelayakan Model GARCH (1,1)

Model	Kriteria	<i>Lag</i>			
		7	14	21	28
GARCH (1,1)	Q	2,2381	12,261	21,448	29,419
	<i>p-value</i>	0,982	0,995	0,985	0,995



Tabel 4.3 menunjukkan hasil pengujian *Ljung-Box-Pierce Q* pada berbagai lag. Pada lag 7, 14, 21 dan 28 diperoleh *p-value* lebih besar dari  $\alpha$  (0,05) yang mengindikasikan bahwa model GARCH (1,1) layak digunakan dalam peramalan. Ditinjau dari nilai autokorelasi pada Lampiran 10, korelasi sisaan GARCH (1,1) berada dalam batas kendali.

#### 4.6 Pengujian Perubahan Struktural

Adanya perubahan struktural menunjukkan perbedaan yang signifikan pada setiap subsample. Pada penelitian ini, data dibagi ke dalam dua subsample yakni pada volatilitas tinggi dan volatilitas rendah. Pengujian perubahan struktural *return* indeks harga saham LQ45 dari volatilitas tinggi ke volatilitas rendah dilakukan dengan uji Chow.

Adapun hipotesis pengujian ini adalah sebagai berikut :

$H_0$  : Tidak ada perubahan struktural vs

$H_1$  : Ada perubahan struktural

Hasil pengujian secara lengkap pada Lampiran 11. Berdasarkan pengujian, diperoleh *p-value* sebesar 0,029. Dengan tingkat kesalahan atau  $\alpha$  sebesar 0,05 maka dapat diputuskan  $H_0$  ditolak dan disimpulkan bahwa telah terjadi perubahan struktural pada volatilitas tinggi ke volatilitas rendah pada indeks harga saham LQ45.

#### 4.7 Model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1)

Uji Chow menunjukkan bahwa telah terjadi perubahan struktural dari volatilitas tinggi ke volatilitas rendah. Penerapan *regime* yang berbeda ditujukan untuk mengatasi perubahan struktural yang mengakibatkan adanya lompatan data atau volatilitas. Sesuai dengan batasan masalah, dalam penelitian ini akan diterapkan dua *regime* yang berbeda. *Regime* pertama mengakomodir volatilitas tinggi dan *regime* kedua mengakomodir volatilitas rendah.

Berdasarkan persamaan (2.43) dan (2.44), dalam model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) terdapat 10 parameter yang perlu diduga. Adapun parameter tersebut meliputi 2 parameter untuk model *mean* (rata-rata) dan 6 parameter untuk model volatilitas (ragam bersyarat). Dua parameter yang tersisa adalah probabilitas pada setiap *regime*. Seperti pada uraian sebelumnya bahwa lompatan antar *regime* tidak dapat diamati secara langsung tetapi dapat ditentukan probabilitasnya pada waktu  $t$ .



Hasil pendugaan parameter model GARCH (1,1) yang melibatkan *regime* adalah sebagai berikut :

Tabel 4.4 Hasil Pendugaan Parameter Model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1)

Parameter		Standar Error	Statistik Uji ( $t_{hitung}$ )	p-value
$\delta^{(1)}$	0.009542	0.001	7.518	0.000
$\delta^{(2)}$	-0.008046	0.004	-1.915	0.064
$\omega^{(1)}$	0.001006	0.000	7.425	0.000
$\omega^{(2)}$	0.002361	0.001	4.537	0.000
$\alpha_1^{(1)}$	0.000000	0.031	0.000	0.398
$\alpha_1^{(2)}$	0.045698	0.030	1.537	0.122
$\beta_1^{(1)}$	0.501903	0.046	10.830	0.000
$\beta_1^{(2)}$	0.935860	0.069	13.573	0.000
p	0.920404	0.015	59.446	0.000
q	0.783067	0.037	21.137	0.000

Hasil pendugaan parameter model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 12.

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat dibentuk model *mean* (rata-rata) untuk Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) sesuai dengan persamaan (2.43) yakni sebagai berikut :

$$Z_t = \begin{cases} 0,009542 + \varepsilon_{1t}, & \text{dengan probabilitas } a_{1t} \\ -0,008046 + \varepsilon_{2t}, & \text{dengan probabilitas } a_{2t} \end{cases}$$

dengan probabilitas pada setiap *regime* mengikuti proses Markov yang nilainya pada Lampiran 13. *Regime* pertama menunjukkan volatilitas tinggi dengan rata-rata umum sebesar 0,009542. Adapun *regime* kedua menunjukkan volatilitas rendah dengan nilai rata-rata umum yang lebih kecil yaitu -0,008046. Model volatilitas atau ragam bersyarat untuk Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) sesuai dengan persamaan (2.43) adalah sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \begin{cases} 0,001006 + 0,000000e_{t-1}^2 + 0,501903\sigma_{t-1}^2, & \text{dg probabilitas } a_{1t} \\ 0,002361 + 0,045698e_{t-1}^2 + 0,935860\sigma_{t-1}^2, & \text{dg probabilitas } a_{2t} \end{cases}$$

dengan probabilitas pada setiap *regime* mengikuti proses Markov yang nilainya pada Lampiran 13.

Pada *regime* pertama, ragam sisaan bersyarat hanya dipengaruhi oleh rata-rata dan ragam bersyarat pada waktu  $t-1$ . Nilai rata-rata ragam bersyarat pada *regime* pertama sebesar 0,001006

dengan  $p$ -value sebesar 0 yang menunjukkan bahwa pengaruhnya signifikan. Besarnya pengaruh ragam periode sebelumnya sebesar 0,501903. Ditinjau dari  $p$ -value, pengaruh ragam periode sebelumnya signifikan karena nilai  $p$ -value yang kurang dari  $\alpha$  (0,05) yaitu 0. Kuadrat sisaan pada periode sebelumnya yaitu  $t-1$  tidak mempunyai pengaruh terhadap ragam bersyarat karena nilai koefisiennya sama dengan 0 dengan  $p$ -value yang besar yaitu 0,398.

Pada *regime* kedua ragam bersyarat pada waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh 0,045698 kuadrat sisaan dan 0,93586 ragam bersyarat pada waktu  $t-1$ . Adapun nilai rata-rata pada ragam bersyarat sebesar 0,002361. Model volatilitas pada *regime* kedua ini sama dengan model volatilitas pada *regime* pertama. Kesamaannya terletak pada pengaruh kuadrat sisaan pada periode sebelumnya yang tidak signifikan. Pada *regime* kedua diperoleh  $p$ -value sebesar 0,122 yang lebih besar dari  $\alpha$  (0,05) dan menunjukkan bahwa pengaruhnya tidak signifikan. Pengaruh rata-rata bersyarat dan ragam bersyarat periode sebelumnya pada *regime* kedua ini signifikan. Hal ini ditunjukkan dengan  $p$ -value yang kecil yaitu 0.

Model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) bergerak dinamis dari satu *regime* ke *regime* yang lain melalui proses markov. Pergerakan ini dapat ditentukan oleh nilai probabilitas transisinya. Berdasarkan Tabel 4.4, matriks probabilitas transisi untuk *return* LQ45 adalah sebagai berikut :

$$P = \begin{bmatrix} 0,920404 & 0,079596 \\ 0,216933 & 0,783067 \end{bmatrix}$$

Nilai  $p_{11}$  menunjukkan peluang untuk tetap berada pada *regime* pertama yaitu sebesar 0,920404 atau 92,04%. Nilai ini cukup besar dengan menyisakan peluang perpindahan dari *regime* pertama ke *regime* kedua sebesar 0,079596 atau 7,96%.

Peluang transisi untuk berada pada *regime* kedua yaitu  $p_{22}$  sebesar 0,783067 atau 78,31%. Dibandingkan dengan nilai  $p_{11}$ , nilai  $p_{22}$  lebih kecil yang menunjukkan bahwa peluang untuk berpindah *regime* dari *regime* kedua ke *regime* pertama lebih besar. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar data berada pada *regime* pertama. Peluang perpindahan dari *regime* pertama ke *regime* kedua ini sebesar 0,216933 atau 21,69%.

Berdasarkan persamaan (2.57), probabilitas *regime* pertama pada saat  $t = 0$  adalah 0,268425 dan pada *state* kedua sebesar 0,731575. Dengan nilai awal tersebut maka kontribusi *regime* kedua terhadap hasil peramalan pada saat  $t = 0$  lebih besar dibandingkan

dengan *regime* pertama. Melalui proses markov, probabilitas *regime* ini berubah seiring dengan perubahan nilai  $t$ . Nilai probabilitas *regime* mencapai kondisi *steady state* (mantap) pada saat  $t = 56$ .

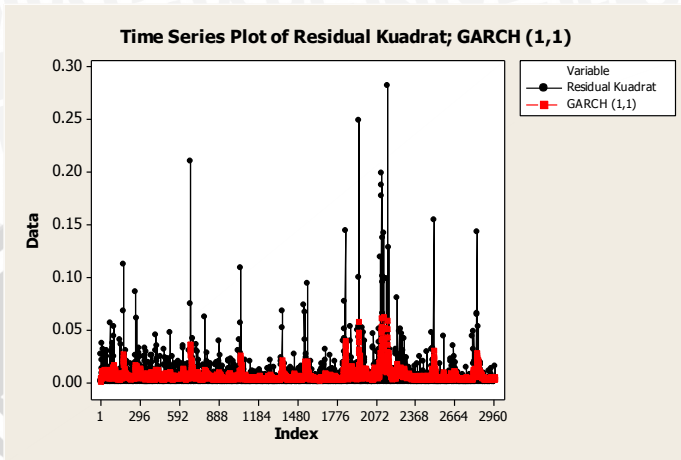
Pada kondisi *steady state*, nilai probabilitas *regime* tidak akan berubah seiring dengan perubahan  $t$ . Adapun nilai probabilitas pada *regime* pertama sebesar 0,731575 dan *regime* kedua sebesar 0,268425. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa kontribusi *regime* pertama pada pemodelan volatilitas *return* LQ45 ini lebih besar jika dibandingkan *regime* pertama. *Regime* pertama merupakan kondisi di mana data di golongan pada volatilitas tinggi. Artinya, *return* LQ45 lebih sering berada pada volatilitas yang tinggi. Nilai probabilitas *regime* ini dapat dilihat pada Lampiran 13.

Hasil uji kelayakan model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) menunjukkan bahwa model ini tidak layak untuk di jadikan sebagai pemodelan volatilitas *return* LQ45. Nilai *Ljung Box Pierce Q* diringkas dalam Tabel 4.5 dan secara lengkap pada Lampiran 14.

Tabel 4.5 Hasil Uji Kelayakan Model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1)

Model	Kriteria	Lag			
		7	14	21	28
markov <i>regime</i> <i>switching</i> GARCH (1,1)	Q	364,11	521,74	569,83	594,45
	<i>p-value</i>	0,000	0,000	0,000	0,000

Hasil analisis pada subbab sebelumnya menunjukkan bahwa model GARCH (1,1) layak untuk digunakan dalam peramalan volatilitas *return* LQ45. Sebaliknya, model GARCH (1,1) yang melibatkan perpindahan *regime* (*regime switching*) diperoleh hasil yang tidak layak. Model yang tidak layak menunjukkan bahwa masih terdapat korelasi diantara sisaan model tersebut. Dengan demikian efek ARCH-GARCH yaitu adanya korelasi sisaan dari model rata-rata *return* LQ45 belum dapat dimodelkan dengan baik oleh model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1).

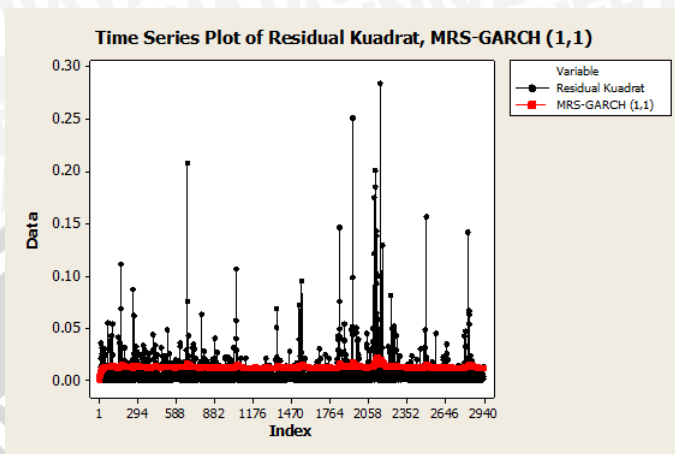


Gambar 4.4 Plot Residual Kuadrat dan GARCH (1,1)

Gambar 4.4 menunjukkan plot kuadrat residual dari model rata-rata dalam hal ini AR (1) dengan ramalan ragam bersyarat model GARCH (1,1). Pada beberapa referensi tentang GARCH melakukan perbandingan antara kuadrat residual dengan ragam bersyarat. Hal ini disebabkan karena nilai ragam bersyarat yang sebenarnya sulit diamati secara langsung sehingga digunakan kuadrat residual.

Berdasarkan Gambar 4.4, terlihat bahwa model GARCH (1,1) tidak bisa menjangkau lompatan data yang terlalu besar. Mengutip pendapatnya Marcucci (2005) bahwa model GARCH (1,1) terlalu halus dalam memodelkan volatilitas. Hal ini dapat menjelaskan penyebab dari Gambar 4.4 di mana pada beberapa titik lompatan tidak bisa dijangkau oleh model GARCH (1,1).





Gambar 4.5 Plot Residual Kuadrat dan Markov *Regime switching* GARCH (1,1)

Gambar 4.5 menunjukkan secara visual peramalan model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) dan kuadrat residual. Model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) merupakan solusi untuk mengatasi lompatan data yang tidak bisa dijangkau atau dimodelkan dengan baik oleh model GARCH standar (Hadiyat, 2007). Penelitian yang dilakukan Marcucci (2005) dan Hadiyat (2007) menunjukkan secara visual bahwa lompatan data dapat dimodelkan dengan baik.

Pada penelitian ini, dapat dilihat bahwa hasil peramalan model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) terlihat lebih halus dari model GARCH (1,1). Secara visual, hasil ramalannya membentuk garis yang relatif datar. Model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) tidak signifikan pada beberapa koefisien. Koefisien yang tidak signifikan tersebut adalah  $\alpha_1$  pada kedua *regime*. Koefisien  $\alpha_1$  menunjukkan pengaruh dari kuadrat residual periode sebelumnya. Model volatilitas yang koefisien  $\alpha_1$  tidak signifikan akan berada pada kondisi mantap (*steady state*) pada periode  $t$  ke depan. Hal ini akan menyebabkan hasil peramalan yang relatif sama (secara visual datar) untuk semua nilai  $t$ .

Koefisien yang tidak signifikan terjadi karena besarnya standar error koefisien dan kecilnya nilai koefisien parameter. Salah satu penyebabnya diindikasikan karena probabilitas pembagian data ataupun lompatan data yang tidak terjadi secara terus menerus. Di satu sisi model GARCH (1,1) masih layak untuk memodelkan volatilitas yang terdapat lompatan data.



#### 4.8 Peramalan

Hasil pembahasan pada subbab 4.3 menunjukkan bahwa AR(1) merupakan model yang paling baik untuk meramalkan rata-rata. Adapun model AR (1) untuk *return* stasioner LQ45 adalah

$$Z_t = 0,0068111 + 0,094539Z_{t-1} + \varepsilon_t$$

Dengan demikian peramalan untuk 1 periode ke depan adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}\hat{Z}_{t+1} &= \hat{Z}_{2964} = 0,0068111 + 0,094539 * (0,010483) + e_t \\ &= 0,010483\end{aligned}$$

Peramalan ragam bersyarat dilakukan dengan model GARCH (1,1) karena model ini layak digunakan dalam peramalan ragam bersyarat. Adapun model GARCH (1,1) untuk peramalan ragam bersyarat *return* LQ45 adalah sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = 0,00029629 + 0,13874e_{t-1}^2 + 0,81206\sigma_{t-1}^2$$

Ramalan ragam bersyarat 1 periode ke depan adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_{t+1}^2 &= \hat{\sigma}_{2964}^2 = 0,00029629 + 0,13874 * (0,043073^2) + 0,81206 \\ &* (0,004424741) = 0,00416844\end{aligned}$$



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Penelitian ini dilakukan untuk menerapkan model GARCH (1,1) dan Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) dalam memodelkan ragam bersyarat pada indeks harga saham LQ45. Berdasarkan hasil analisis dapat disimpulkan sebagai berikut :

1. Pada model GARCH (1,1), rata-rata bersyarat LQ45 dimodelkan AR (1) yakni rata-rata pada waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh 0,094539 rata-rata pada waktu  $t-1$ , dengan rata-rata umum sebesar 0,0068111. Adapun ragam sisaan bersyarat LQ45 pada waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh 0,13878 kuadrat sisaan dan 0,81206 ragam sisaan pada waktu  $t-1$ .
2. Pada pemodelan Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) data dibagi dalam dua *regime* yaitu untuk volatilitas tinggi dan rendah. Pada *regime* pertama, rata-ratanya adalah 0,009542 dan pada *regime* kedua sebesar -0,008046. Ragam sisaan bersyarat untuk *regime* pertama pada waktu ke- $t$  dipengaruhi oleh 0,501903 ragam sisaan pada waktu  $t-1$ . Pada *regime* kedua, ragam sisaan bersyarat pada waktu  $t$  dipengaruhi 0,93586 ragam sisaan pada waktu  $t-1$ . Probabilitas terjadinya *regime* bergerak mengikuti proses markov.
3. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) tidak layak. Sebaliknya, model GARCH (1,1) menunjukkan hasil yang layak untuk digunakan dalam peramalan. Hasil peramalan volatilitas pada saat periode  $t+1$  yaitu 2964 dengan model GARCH (1,1) adalah sebesar 0,00416844, dengan rata-rata  $\hat{Z}_{t+1} = \hat{Z}_{2964} = 0,010483$ .

### 5.2 Saran

Penerapan Markov *Regime Switching* GARCH (1,1) sebaiknya dilakukan jika model GARCH (1,1) tidak bisa mengakomodir data yang berfluktuatif. Pemodelan volatilitas akan lebih bermanfaat dalam peramalan jika berpengaruh secara langsung terhadap pemodelan rata-rata. Dengan demikian, pada penelitian selanjutnya perlu dikembangkan model Markov *Regime Switching* GARCH (1,1)-M.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## DAFTAR PUSTAKA

- Box, G. E. P. and G. M. Jenkins. 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. USA : Holden Day Inc.
- Cai, J. 1994. *A Markov Model of Unconditional Variance in ARCH*, *Journal of Business and Econometrics*, **31**, 561-605
- Cox, D. R. and H. D. Miller. 1994. *The Teory of Stochastic Processes*. London : Chapman & Hall
- Cryer, J. 1986. *Time Series Analysis*. USA : PWS Publisher
- Cryer, J. and K. S. Chan. 2008. *Time Series Analysis with Applications Analysis in R*. New York : Springer
- Darmadji, T. dan H. M. Fakhruddin. 2001. *Pasar Modal di Indonesia*. Jakarta : Salemba Empat
- Dempster, A. P., N. M. Laird and D. B. Rubin. 1997. *Maximum Likelihood from Incomplete Data via EM Algorithm*, *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, **39**, 1-38
- Draper, N. R. dan H. Smith. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Alih Bahasa : B. Sumantri. Jakarta : PT Gramedia Pustaka Utama
- Enders, W. 2004. *Applied Econometric Time Series*. USA : John Wiley & Sons, Inc.
- Engle, R.F. dan Ng, V.K. 1993. *Measuring and Testing the Impact of News and Volatility*. *Journal of Finance*, **48**, 1749-1778.
- Gray, S. F. 1996. *Modeling the Conditional Distribution of Interest Rates as A Regime-Switching Process*, *Journal of Financial Economics*, **42**, 27-62
- Hadiyat, M. A. 2007. *Pemodelan Markov Switching GARCH*. Tesis : Institut Teknologi Sepuluh November. Tidak dipublikasikan



- Hamilton, J. D. and R. Susmel. 1994. *Autoregressive Conditional Heterkedasticity and Changes in Regime*, Journal of Econometrics, **64**, 307-333
- Hanke, J. E. and A. G. Reitsch. 1992. *Business Forecasting*. Fourth Edition. USA : Eastern Washington University
- Ispiranti, D. 2004. *Pemodelan Statistika Dengan Transformasi Box Cox*, Jurnal Matematika dan Komputer, **7**, 8-17
- Keating, B. and W. J. Holton. 2002. *Business Forecasting with Accompanying Excel-Based forecast XTm Software*. New York: Mc. Graw Hill
- Lo, M. S. 2003. *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Time Series Model*. A project submitted in Partial Fulfillment of Requirements for Degree of Master of Science. Simon Fraser University
- Makridakis, S., S. C. Wheelwright dan V. E. McGee. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi Kedua. Alih Bahasa : U. S. Andriyanto dan A. Basith. Jakarta : Penerbit Erlangga
- Marcucci, J. 2001. *Regime Switching GARCH in The Analysis and Forecasting of Stock Market Volatility and The Effects on Option Evaluation*, Technical Report, San't Anna School of Advanced Studies, Pisa, Italy, and University of California, San Diego
- Marcucci, J. 2005. *Forecasting Stock Market Volatility with Regime Switching GARCH Models*, Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics, **9**, 1-55
- Mathworks, Inc. 2012. *Optimization Toolbox for Use with MATLAB: User's Guide*. [www.mathworks.com](http://www.mathworks.com) / diakses tanggal 4 April 2012
- Nurjannah, A. B. Astuti, Darmanto dan G. Paramitha. 2010. *Pemodelan Switching GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) dan EGARCH (Exponential*

GARCH). Penelitian DPP/SPP. Malang : Universitas Brawijaya

Surya, Y. dan H. Hariadi. 2003. *Kulminasi Prediksi Data Deret Waktu Keuangan : Volatilitas Dalam GARCH (1,1)*. Working Papers WPF. Bandung : FE Institute

Surya, Y. dan H. Hariadi. 2003. *Sifat Statistika Data Ekonomi Keuangan*. Working Papers WPF. Bandung : FE Institute

Suta, I. P. G. A. 2000. *Menuju Pasar Modal Modern*. Jakarta : Yayasan SAD Satria Bhakti

Taha, H. A. 1996. *Riset Operasi*. Jilid 2. Alih Bahasa : D. Wirajaya. Jakarta : Binarupa Aksara

Tsay, R. S. 2002. *Analysis of Financial Time Series*. New York : John Wiley & Sons, Inc.

Wei, W. 1990. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. USA : Addison Wesley Publishing Company Inc.

Yahoo. 2012. *Market Stat*. [www.finance.yahoo.com](http://www.finance.yahoo.com) / diakses tanggal 4 April 2012

Zifot, E. 2003. *Lectures on Structural Change*. [www.faculty.washington.edu](http://www.faculty.washington.edu) / diakses tanggal 17 Juli 2012

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



**LAMPIRAN**

UNIVERSITAS BRAWIJAYA





### Lampiran 1. Data Indeks Harga Saham dan *Return* LQ45

Periode	Tanggal	Indeks Harga Saham	<i>Return</i>
1	04 Januari 2000	148.28	-
2	05 Januari 2000	142.67	-0.01675
3	06 Januari 2000	143.81	0.003456
4	11 Januari 2000	144.78	0.002919
5	12 Januari 2000	143	-0.00537
6	13 Januari 2000	143.05	0.000152
7	14 Januari 2000	143.98	0.002814
8	17 Januari 2000	147.86	0.011549
9	18 Januari 2000	143.37	-0.01339
10	19 Januari 2000	136.44	-0.02152
11	20 Januari 2000	138.88	0.007698
12	21 Januari 2000	137.83	-0.0033
13	24 Januari 2000	135.77	-0.00654
14	25 Januari 2000	134.02	-0.00563
15	26 Januari 2000	132.28	-0.00568
16	27 Januari 2000	132.85	0.001867
17	28 Januari 2000	130.23	-0.00865
18	31 Januari 2000	130.53	0.000999
19	01 Februari 2000	125.65	-0.01655
20	02 Februari 2000	122.82	-0.00989
21	03 Februari 2000	125.64	0.009859
22	04 Februari 2000	130.86	0.017679
23	07 Februari 2000	131.15	0.000961
24	08 Februari 2000	129.23	-0.0064
25	09 Februari 2000	129.35	0.000403
26	10 Februari 2000	130.64	0.00431
:	:	:	:
:	:	:	:

**(Lanjutan Lampiran 1)**

Periode	Tanggal	Indeks Harga Saham	<i>Return</i>
:	:	:	:
:	:	:	:
2939	29 Februari 2012	692.77	0.011723
2940	01 Maret 2012	686.42	-0.004
2941	02 Maret 2012	695.21	0.005526
2942	05 Maret 2012	690.6	-0.00289
2943	06 Maret 2012	686.23	-0.00276
2944	07 Maret 2012	678.97	-0.00462
2945	08 Maret 2012	684.66	0.003624
2946	09 Maret 2012	689.25	0.002902
2947	12 Maret 2012	689.38	8.19E-05
2948	13 Maret 2012	693.04	0.0023
2949	14 Maret 2012	702.04	0.005604
2950	15 Maret 2012	697.98	-0.00252
2951	16 Maret 2012	694.74	-0.00202
2952	19 Maret 2012	694.02	-0.00045
2953	20 Maret 2012	692.99	-0.00065
2954	21 Maret 2012	696.13	0.001963
2955	22 Maret 2012	696.81	0.000424
2956	26 Maret 2012	695.11	-0.00106
2957	27 Maret 2012	703.97	0.005501
2958	28 Maret 2012	706.08	0.0013
2959	29 Maret 2012	708.53	0.001504
2960	30 Maret 2012	712.55	0.002457
2961	02 April 2012	720.54	0.004843
2962	03 April 2012	731.64	0.006639
2963	04 April 2012	712.38	-0.01159
2964	05 April 2012	718.67	0.003818

## Lampiran 2. Analisis Deskriptif

### 1. Indeks Harga Saham LQ45

#### Descriptive Statistics: LQ45

Variable	N	Mean	SE Mean	StDev	Minimum
LQ45	2964	314.03	3.80	206.81	67.28

Variable	Maximum	Range
LQ45	742.50	675.22

### 2. Return LQ45

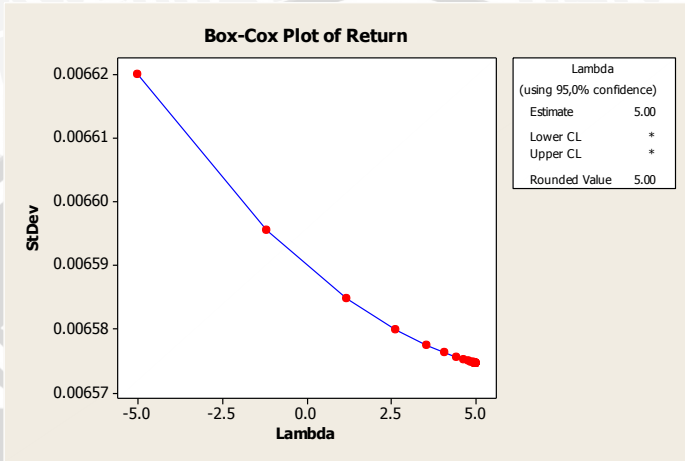
#### Descriptive Statistics: Return LQ45

Variable	N	Mean	SE Mean	StDev
Return LQ45	2963	0.000231	0.000142	0.007746

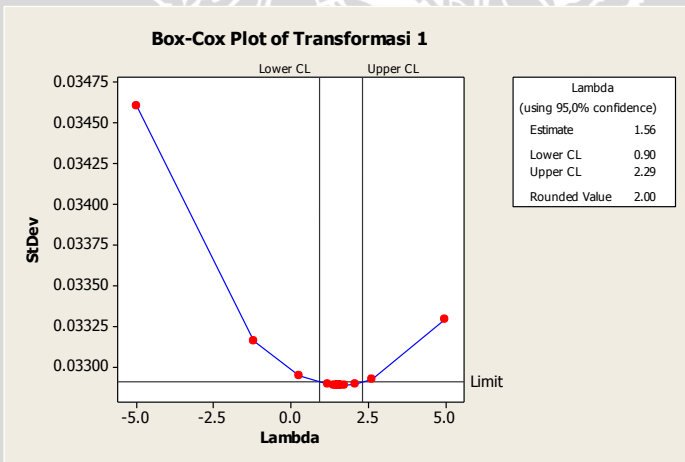
Variable	Minimum	Maximum	Range
Return LQ45	-0.059968	0.042580	0.102547



### Lampiran 3. Plot Box-Cox Return LQ45

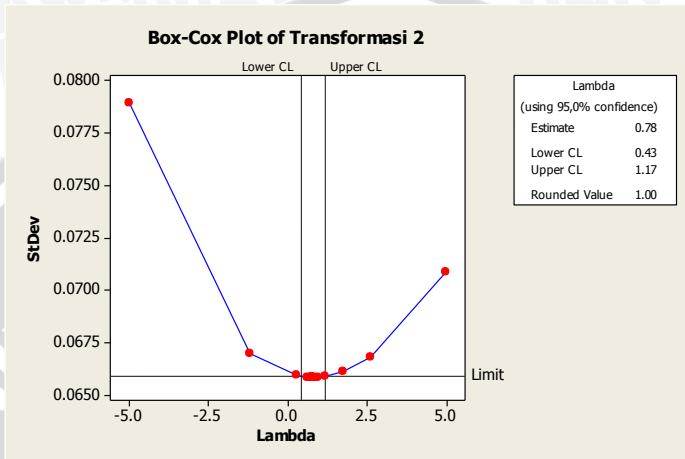


Gambar 1. Plot Box-Cox Return LQ45



Gambar 2. Plot Box-Cox Transformasi Pertama Return LQ45

(Lanjutan Lampiran 3)



Gambar 3. Plot Box-Cox Transformasi Kedua *Return* LQ45



#### Lampiran 4. Uji Augmented Dickey Fuller (ADF) *Return LQ45*

Null Hypothesis: LQ45 has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=32)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-49.46072	0.0001
Test critical values:		
1% level	-3.432368	
5% level	-2.862317	
10% level	-2.567228	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(LQ45)

Method: Least Squares

Date: 06/07/12 Time: 23:38

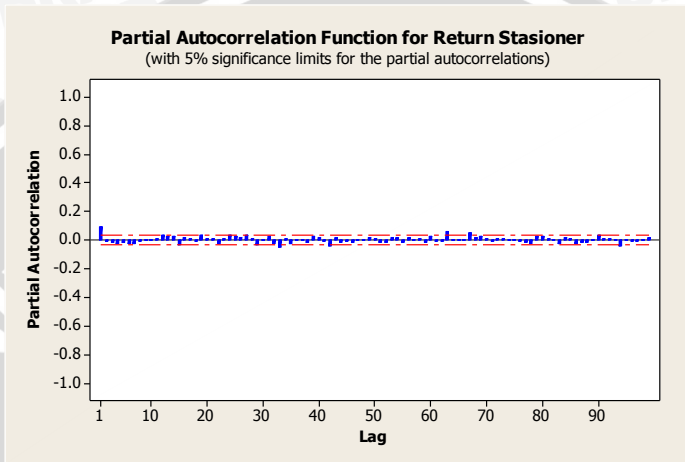
Sample (adjusted): 2 2963

Included observations: 2962 after adjustments

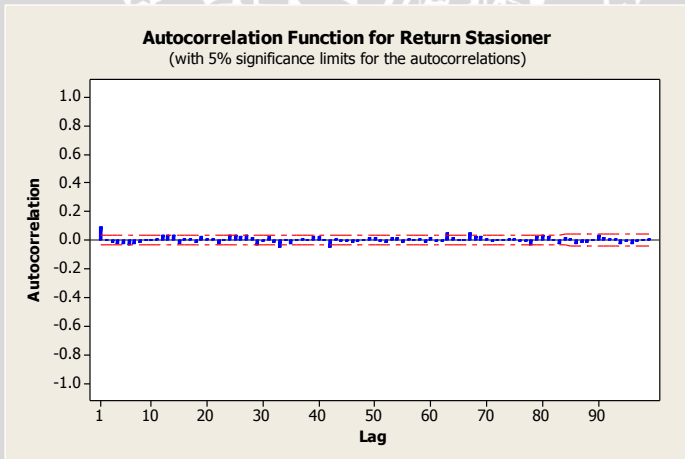
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LQ45(-1)	-0.904290	0.018283	-49.46072	0.0000
C	0.004571	0.001408	3.246190	0.0012
R-squared	0.452497	Mean dependent var		6.56E-05
Adjusted R-squared	0.452312	S.D. dependent var		0.103333
S.E. of regression	0.076473	Akaike info criterion		-2.30309
Sum squared resid	17.31022	Schwarz criterion		-2.29905
Log likelihood	3412.884	F-statistic		2446.363
Durbin-Watson stat	1.997709	Prob(F-statistic)		0.000000

## Lampiran 5. Plot ACF dan PACF *Return LQ45*

### 1. Plot PACF



### 2. Plot ACF



## Lampiran 6. Model ARIMA Return LQ45

### 1. Model AR(1)

Dependent Variable: LQ45

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.005055	0.001554	3.253002	0.0012
AR(1)	0.095710	0.018283	5.234894	0.0000
R-squared	0.009173	Mean dependent var	0.005048	
Adjusted R-squared	0.008838	S.D. dependent var	0.076813	
S.E. of regression	0.076473	Akaike info criterion	-2.303095	
Sum squared resid	17.31022	Schwarz criterion	-2.299048	
Log likelihood	3412.884	F-statistic	27.40411	
Durbin-Watson stat	1.997709	Prob(F-statistic)	0.000000	

Inverted AR Roots .10

### 2. Model MA(1)

Dependent Variable: LQ45

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.004990	0.001540	3.239559	0.0012
MA(1)	0.095895	0.018294	5.241928	0.0000
R-squared	0.009190	Mean dependent var	0.004994	
Adjusted R-squared	0.008855	S.D. dependent var	0.076856	
S.E. of regression	0.076515	Akaike info criterion	-2.301977	
Sum squared resid	17.33544	Schwarz criterion	-2.297932	
Log likelihood	3412.380	F-statistic	27.46285	
Durbin-Watson stat	1.997876	Prob(F-statistic)	0.000000	

Inverted MA Roots -.10

### (Lanjutan Lampiran 6)

#### 3. Model ARMA (1,1)

Dependent Variable: LQ45

Method: Least Squares

Date: 06/07/12 Time: 22:19

Sample (adjusted): 2 2963

Included observations: 2962 after adjustments

Convergence achieved after 8 iterations

Backcast: 1

---

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.005051	0.001544	3.271236	0.0011
AR(1)	0.024589	0.176848	0.139040	0.8894
MA(1)	0.071765	0.176585	0.406405	0.6845

---

R-squared	0.009246	Mean dependent var	0.005048
Adjusted R-squared	0.008577	S.D. dependent var	0.076813
S.E. of regression	0.076483	Akaike info criterion	-2.302494
Sum squared resid	17.30895	Schwarz criterion	-2.296423
Log likelihood	3412.993	F-statistic	13.80751
Durbin-Watson stat	1.999314	Prob(F-statistic)	0.000001

---

Inverted AR Roots	.02
Inverted MA Roots	-.07

---

## Lampiran 7. Uji Kelayakan Model ARIMA *Return* LQ45

### 1. Model AR (1)

Date: 07/08/12 Time: 04:00

Sample: 2 2963

Included observations: 2962

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.001	0.001	0.0031	
		2 -0.004	-0.004	0.0573	0.811
		3 -0.018	-0.018	0.9846	0.611
		4 -0.023	-0.023	2.5752	0.462
		5 -0.016	-0.017	3.3809	0.496
		6 -0.026	-0.027	5.4054	0.368
		7 -0.023	-0.024	6.9648	0.324
		8 -0.013	-0.014	7.4522	0.383
		9 -0.001	-0.003	7.4566	0.488
		10 0.002	-0.001	7.4682	0.588
		11 0.006	0.004	7.5912	0.669
		12 0.032	0.029	10.563	0.481
		13 0.026	0.025	12.601	0.399
		14 0.035	0.034	16.245	0.236
		15 -0.032	-0.031	19.336	0.153
		16 0.007	0.010	19.491	0.192
		17 0.007	0.010	19.639	0.237
		18 -0.018	-0.015	20.604	0.244
		19 0.030	0.033	23.367	0.177
		20 0.006	0.009	23.458	0.218
		21 0.014	0.015	24.041	0.241
		22 -0.027	-0.026	26.152	0.201
		23 -0.002	-0.001	26.170	0.244
		24 0.035	0.035	29.779	0.156
		25 0.026	0.026	31.873	0.130
		26 0.019	0.018	32.917	0.133
		27 0.029	0.032	35.446	0.102
		28 0.013	0.016	35.988	0.116
		29 -0.040	-0.037	40.778	0.056
		30 -0.005	-0.003	40.868	0.071
		31 0.026	0.030	42.886	0.060
		32 -0.017	-0.015	43.773	0.064



## (Lanjutan Lampiran 7)

### 2. Model MA (1)

Date: 07/08/12 Time: 04:02

Sample: 1 2963

Included observations: 2963

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.000	0.000	0.0002	
		2 0.004	0.004	0.0601	0.806
		3 -0.017	-0.017	0.9429	0.624
		4 -0.023	-0.023	2.5596	0.465
		5 -0.017	-0.017	3.4195	0.490
		6 -0.027	-0.028	5.6544	0.341
		7 -0.022	-0.022	7.0587	0.315
		8 -0.011	-0.012	7.4373	0.385
		9 -0.002	-0.004	7.4517	0.489
		10 0.003	0.000	7.4715	0.588
		11 0.007	0.005	7.6272	0.665
		12 0.032	0.030	10.749	0.465
		13 0.026	0.025	12.823	0.382
		14 0.035	0.034	16.496	0.223
		15 -0.031	-0.030	19.365	0.151
		16 0.007	0.009	19.522	0.191
		17 0.008	0.013	19.736	0.232
		18 -0.017	-0.014	20.609	0.244
		19 0.030	0.033	23.226	0.182
		20 0.003	0.007	23.262	0.226
		21 0.014	0.015	23.876	0.248
		22 -0.026	-0.025	25.830	0.213
		23 -0.002	-0.001	25.844	0.258
		24 0.034	0.035	29.357	0.169
		25 0.027	0.027	31.558	0.138
		26 0.019	0.017	32.665	0.140
		27 0.029	0.031	35.117	0.109
		28 0.015	0.017	35.766	0.121
		29 -0.038	-0.035	40.059	0.065
		30 -0.006	-0.003	40.155	0.081
		31 0.026	0.030	42.144	0.070
		32 -0.016	-0.013	42.946	0.075

## Lampiran 8. Pengujian Efek ARCH-GARCH

ARCH Test:

F-statistic 13.82424 Prob. F(32,2897) 0.000000  
Obs\*R-squared 388.1446 Prob. Chi-Square(32) 0.000000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID<sup>2</sup>

Method: Least Squares

Date: 06/08/12 Time: 00:09

Sample (adjusted): 34 2963

Included observations: 2930 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.001776	0.000380	4.671395	0.0000
RESID <sup>2</sup> (-1)	0.110853	0.018569	5.969778	0.0000
RESID <sup>2</sup> (-2)	0.177041	0.018672	9.481889	0.0000
RESID <sup>2</sup> (-3)	0.030277	0.018948	1.597888	0.1102
RESID <sup>2</sup> (-4)	0.095601	0.018930	5.050190	0.0000
RESID <sup>2</sup> (-5)	0.022210	0.019010	1.168328	0.2428
RESID <sup>2</sup> (-6)	-0.029147	0.019006	-1.533607	0.1252
RESID <sup>2</sup> (-7)	0.006541	0.019006	0.344156	0.7308
RESID <sup>2</sup> (-8)	0.024061	0.018985	1.267370	0.2051
RESID <sup>2</sup> (-9)	0.009588	0.018986	0.505018	0.6136
RESID <sup>2</sup> (-10)	0.089551	0.018977	4.718858	0.0000
RESID <sup>2</sup> (-11)	0.050784	0.019048	2.666081	0.0077
RESID <sup>2</sup> (-12)	-0.007354	0.019068	-0.385701	0.6997
RESID <sup>2</sup> (-13)	0.017388	0.019042	0.913112	0.3613
RESID <sup>2</sup> (-14)	0.048114	0.019041	2.526837	0.0116
RESID <sup>2</sup> (-15)	-0.028101	0.019059	-1.474420	0.1405
RESID <sup>2</sup> (-16)	0.012123	0.019059	0.636071	0.5248
RESID <sup>2</sup> (-17)	0.014430	0.019058	0.757157	0.4490
RESID <sup>2</sup> (-18)	0.015049	0.019052	0.789865	0.4297
RESID <sup>2</sup> (-19)	0.020827	0.019034	1.094221	0.2739

**(Lanjutan Lampiran 8)**

RESID^2(-20)	-0.041388	0.019035	-2.174285	0.0298
RESID^2(-21)	-0.019040	0.019050	-0.999472	0.3176
RESID^2(-22)	0.012624	0.019030	0.663361	0.5072
RESID^2(-23)	-0.031420	0.018958	-1.657398	0.0975
RESID^2(-24)	-0.020316	0.018965	-1.071226	0.2842
RESID^2(-25)	0.048153	0.018950	2.541091	0.0111
RESID^2(-26)	0.028457	0.018971	1.500077	0.1337
RESID^2(-27)	-0.029043	0.018970	-1.530998	0.1259
RESID^2(-28)	-0.013002	0.018973	-0.685300	0.4932
RESID^2(-29)	0.042524	0.018893	2.250786	0.0245
RESID^2(-30)	0.031067	0.018901	1.643705	0.1003
RESID^2(-31)	0.038030	0.018626	2.041819	0.0413
RESID^2(-32)	-0.032918	0.018525	-1.776960	0.0757
R-squared	0.132473	Mean dependent var	0.005823	
Adjusted R-squared	0.122890	S.D. dependent var	0.015515	
S.E. of regression	0.014531	Akaike info criterion	-5.613931	
Sum squared resid	0.611662	Schwarz criterion	-5.546549	
Log likelihood	8257.409	F-statistic	13.82424	
Durbin-Watson stat	1.998950	Prob(F-statistic)	0.000000	

## Lampiran 9. Hasil Pendugaan Parameter GARCH (1,1) *Return LQ45*

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%  
Diagnostic Information
```

```
Number of variables: 5
```

```
Functions
```

```
Objective:           garchllfn  
Gradient:            finite-differencing  
Hessian:             finite-differencing (or Quasi-Newton)  
Nonlinear constraints: armanlc  
Gradient of nonlinear constraints: finite-differencing
```

```
Constraints
```

```
Number of nonlinear inequality constraints: 1  
Number of nonlinear equality constraints: 0  
Number of linear inequality constraints: 1  
Number of linear equality constraints: 0  
Number of lower bound constraints: 5  
Number of upper bound constraints: 5
```

```
Algorithm selected
```

```
medium-scale: SQP, Quasi-Newton, line-search
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%  
End diagnostic information
```

### (Lanjutan Lampiran 9)

Iter	F-count	f(x)	Max constraint	Line search steplength	Directional derivative	First-order optimality	Procedure
0	6	-3542.78	-9.98e-005				
1	27	-3648.52	-0.0002524	3.05e-005	-1e+006	1.13e+007	
2	42	-3659.49	-0.0002519	0.00195	-4.3e+003	6.39e+006	
3	51	-3687.05	-0.0002204	0.125	-939	5.12e+005	
4	61	-3688.04	-0.0004591	0.0625	-665	8.28e+004	
5	71	-3695.26	-0.0005781	0.0625	-185	4.67e+004	
6	80	-3700.85	-0.0005059	0.125	-290	3.57e+004	
7	87	-3704.68	-0.0003311	0.5	-110	8.93e+004	
8	95	-3711.38	-0.0002907	0.25	-238	1.24e+004	
9	108	-3711.41	-0.0003044	0.00781	-11.3	9.24e+003	
10	114	-3711.47	-0.0002939	1	-36.6	4.12e+003	
11	120	-3711.47	-0.0002963	1	-20.6	87.4	
12	126	-3711.47	-0.0002961	1	-0.408	0.161	
13	132	-3711.47	-0.0002961	1	-0.05	1.12	Hessian modified

Optimization terminated: magnitude of search direction less than 2\*options.TolX  
and maximum constraint violation is less than options.TolCon.

No active inequalities.



### (Lanjutan Lampiran 9)

Mean: ARMAX(1,0,0); Variance: GARCH(1,1)

Conditional Probability Distribution: Gaussian

Number of Model Parameters Estimated: 5

Parameter	Value	Standard Error	T Statistic
C	0.0068111	0.001207	5.6428
AR(1)	0.094539	0.020131	4.6961
K	0.00029629	3.6719e-005	8.0692
GARCH(1)	0.81206	0.013911	58.3771
ARCH(1)	0.13874	0.011193	12.3955

Log Likelihood Value: 3711.47

## Lampiran 10. Uji Kelayakan Model GARCH (1,1) *Return* LQ45

Date: 07/25/12 Time: 13:37

Sample: 1 2963

Included observations: 2963

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.001	0.001	0.0027	0.959
		2 -0.003	-0.003	0.0284	0.986
		3 0.011	0.011	0.3603	0.948
		4 -0.012	-0.012	0.7828	0.941
		5 -0.011	-0.011	1.1739	0.947
		6 0.006	0.006	1.2876	0.972
		7 0.009	0.009	1.5050	0.982
		8 0.023	0.023	3.0391	0.932
		9 -0.007	-0.008	3.1992	0.956
		10 -0.013	-0.013	3.7175	0.959
		11 0.006	0.006	3.8130	0.975
		12 -0.006	-0.005	3.9207	0.985
		13 -0.005	-0.004	3.9931	0.991
		14 0.005	0.004	4.0564	0.995
		15 0.009	0.009	4.3187	0.996
		16 -0.005	-0.005	4.3861	0.998
		17 0.020	0.020	5.6044	0.995
		18 -0.010	-0.010	5.8946	0.997
		19 0.017	0.017	6.7720	0.995
		20 0.026	0.025	8.7405	0.986
		21 -0.015	-0.015	9.4481	0.985
		22 -0.004	-0.004	9.4849	0.990
		23 -0.003	-0.004	9.5048	0.994
		24 -0.014	-0.012	10.050	0.994
		25 -0.001	-0.002	10.055	0.997
		26 0.012	0.012	10.502	0.997
		27 -0.005	-0.005	10.571	0.998
		28 0.025	0.024	12.437	0.995
		29 0.011	0.013	12.828	0.996
		30 -0.012	-0.011	13.288	0.996
		31 -0.012	-0.013	13.721	0.997
		32 0.011	0.012	14.117	0.997

## Lampiran 11. Uji Chow

Chow Breakpoint Test: 2125

F-statistic	3.519629	Prob. F(2,2958)	0.029734
Log likelihood ratio	7.040600	Prob. Chi-Square(2)	0.029591

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



## Lampiran 12. Hasil Pendugaan Parameter *Markov Regime Switching* GARCH (1,1) Return LQ45

```
filename =
junk/MRSGARCH_N.txt
flag1 =
    1
Index is 1.000
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
Diagnostic Information
Number of variables: 10
Functions
Objective:          swgarchlik
Gradient:          finite-differencing
Hessian:           finite-differencing (or Quasi-Newton)

Constraints
Nonlinear constraints: do not exist

Number of linear inequality constraints: 10
Number of linear equality constraints:  0
Number of lower bound constraints:     10
Number of upper bound constraints:     10
Algorithm selected
    medium-scale: SQP, Quasi-Newton, line-search

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
End diagnostic information
```

(Lanjutan Lampiran 12)

Iter	F-count	f(x)	Max constraint	Line search steplength	Directional derivative	First-order optimality	Procedure
0	11	-3516.16	-0.0002				
1	37	-3636.63	-0.0005052	3.05e-005	-5.86e+004	4.7e+006	
2	63	-3637.68	-0.0005051	3.05e-005	-800	4.01e+005	
3	81	-3642.82	-0.0005012	0.00781	-478	2.21e+005	
4	95	-3645.41	-0.000699	0.125	-162	9.19e+004	
5	117	-3647.17	-0.0007328	0.000488	-807	6.65e+004	
6	130	-3654.5	-0.0005496	0.25	-119	6.16e+004	
7	145	-3671.76	-0.0005411	0.0625	-395	1.73e+004	
8	159	-3676.78	-0.0004735	0.125	-133	2.12e+004	
9	172	-3680	-0.0003551	0.25	-32.1	9.22e+003	
10	184	-3684.86	-0.0006638	0.5	-98.1	3.28e+004	
11	199	-3686.39	-0.0006223	0.0625	-141	6.25e+004	
12	211	-3696.16	-0.001555	0.5	-155	1.87e+004	
13	226	-3696.28	-0.001682	0.0625	-83.4	2e+004	
14	238	-3702.49	-0.001409	0.5	-84.5	1.25e+004	
15	252	-3703.5	-0.001386	0.125	-79.8	3.17e+003	
16	265	-3703.81	-0.001568	0.25	-12.2	1.03e+003	
17	278	-3704.59	-0.001309	0.25	-19.2	7.81e+003	
18	289	-3704.78	5.264e-018	1	-3.86	5.09e+003	
19	307	-3704.95	5.222e-018	0.00781	-82.9	4.58e+003	Hessian modified
20	318	-3705.68	0	1	-29.8	1.36e+003	
21	329	-3705.73	0	1	-34.9	5.24e+003	
22	340	-3705.97	0	1	-41.6	2.14e+003	



**(Lanjutan Lampiran 12)**

23	351	-3706.05	0	1	-19.9	1.56e+003	
24	362	-3706.11	0	1	-29	1.09e+003	
25	373	-3706.13	0	1	-4.4	726	
26	384	-3706.14	0	1	-2.97	78.4	
27	395	-3706.14	0	1	-1.37	85	
28	406	-3706.14	0	1	-1.44	66.4	
29	417	-3706.14	0	1	-0.548	44.4	Hessian modified
30	428	-3706.14	0	1	-0.547	30.6	Hessian modified
31	439	-3706.14	0	1	-0.307	24.6	Hessian modified
32	450	-3706.14	0	1	-0.175	19.2	Hessian modified
33	461	-3706.14	0	1	-0.126	18.3	Hessian modified
34	472	-3706.14	0	1	-0.0842	6.1	Hessian modified
35	483	-3706.14	0	1	-0.0736	0.635	Hessian modified

Optimization terminated: directional derivative predicts change in objective value less than options.TolFun and maximum constraint violation is less than options.TolCon.

Active inequalities (to within options.TolCon = 1e-006):

lower	upper	ineqlin	ineqnonlin
7		3	

## (Lanjutan Lampiran 12)

```
ERRORTYPE is 1
Minutes from latest optimization are 0.15
Time from latest optimization is 07-Jun-2012 09:34:14
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

### Diagnostic Information

```
Number of variables: 10
```

```
Functions
```

```
Objective:          swgarchlik
Gradient:           finite-differencing
Hessian:            finite-differencing (or Quasi-Newton)
```

```
Constraints
```

```
Nonlinear constraints: do not exist
```

```
Number of linear inequality constraints: 10
```

```
Number of linear equality constraints: 0
```

```
Number of lower bound constraints: 10
```

```
Number of upper bound constraints: 10
```

```
Algorithm selected
```

```
medium-scale: SQP, Quasi-Newton, line-search
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
End diagnostic information
```

(Lanjutan Lampiran 12)

Iter	F-count	f(x)	Max constraint	Line search steplength	Directional derivative	First-order optimality	Procedure
0	11	-3727.1	-0.0001				
1	43	-3727.1	-0.0001	4.77e-007	-382	8.74e+003	
2	75	-3727.1	-0.0001	4.77e-007	-21.6	292	
3	101	-3727.1	-0.0001	3.05e-005	-4.83	330	
4	121	-3727.1	-9.98e-005	0.00195	-5.67	997	
5	141	-3727.1	-9.961e-005	0.00195	-5.61	716	
6	158	-3727.11	-9.805e-005	0.0156	-4.55	600	
7	175	-3727.11	-9.652e-005	0.0156	-4.06	600	
8	194	-3727.11	-9.614e-005	0.00391	-1.73	595	
9	208	-3727.13	-8.412e-005	0.125	-4.33	482	
10	222	-3727.13	-7.361e-005	0.125	-4.92	145	
11	234	-3727.14	-3.68e-005	0.5	-4.51	964	
12	245	-3727.16	-1.598e-021	1	-4.67	90	
13	256	-3727.16	0	1	-0.57	7.77	
14	267	-3727.16	0	1	-0.183	16.8	Hessian modified
15	278	-3727.16	0	1	-0.109	5.06	Hessian modified
16	289	-3727.16	0	1	-0.0382	0.0493	Hessian modified

Optimization terminated: directional derivative predicts change in objective value less than options.TolFun and maximum constraint violation is less than options.TolCon.

Active inequalities (to within options.TolCon = 1e-008):

**(Lanjutan Lampiran 12)**

lower upper ineqlin ineqnonlin  
5  
index = 22  
Minutes Hours  
37.824 0.630  
ans = 17

Param	stderr	tstats	p-value
0.009542	0.001	7.518	0.000
-0.008046	0.004	-1.915	0.064
0.001006	0.000	7.425	0.000
0.002361	0.001	4.537	0.000
0.000000	0.031	0.000	0.398
0.045698	0.030	1.537	0.122
0.501903	0.046	10.830	0.000
0.935860	0.069	13.573	0.000
0.920404	0.015	59.446	0.000
0.783067	0.037	21.137	0.000



### Lampiran 13. Probabilitas *Regime*

t	Probabilitas <i>Regime</i> 1	Probabilitas <i>Regime</i> 2
0	0.268425685	0.731574315
1	0.405762685	0.594237315
2	0.502375282	0.497624718
3	0.570339442	0.429660558
4	0.618150258	0.381849742
5	0.65178378	0.34821622
6	0.675443987	0.324556013
7	0.692088257	0.307911743
8	0.703797018	0.296202982
9	0.712033792	0.287966208
10	0.717828124	0.282171876
11	0.721904268	0.278095732
12	0.724771717	0.275228283
13	0.726788885	0.273211115
14	0.728207904	0.271792096
15	0.729206142	0.270793858
16	0.729908374	0.270091626
17	0.730402374	0.269597626
18	0.730749888	0.269250112
19	0.730994355	0.269005645
20	0.73116633	0.26883367
21	0.731287309	0.268712691
22	0.731372415	0.268627585
23	0.731432284	0.268567716
24	0.7314744	0.2685256
25	0.731504028	0.268495972
26	0.73152487	0.26847513
27	0.731539532	0.268460468
28	0.731549846	0.268450154



**(Lanjutan Lampiran 13)**

































































29	0.731557102	0.268442898
30	0.731562206	0.268437794
31	0.731565797	0.268434203
32	0.731568322	0.268431678
33	0.731570099	0.268429901
34	0.731571349	0.268428651
35	0.731572229	0.268427771
36	0.731572847	0.268427153
37	0.731573282	0.268426718
38	0.731573589	0.268426411
39	0.731573804	0.268426196
40	0.731573955	0.268426045
41	0.731574062	0.268425938
42	0.731574137	0.268425863
43	0.73157419	0.26842581
44	0.731574227	0.268425773
45	0.731574253	0.268425747
46	0.731574271	0.268425729
47	0.731574284	0.268425716
48	0.731574293	0.268425707
49	0.7315743	0.2684257
50	0.731574304	0.268425696
51	0.731574307	0.268425693
52	0.73157431	0.26842569
53	0.731574311	0.268425689
54	0.731574312	0.268425688
55	0.731574313	0.268425687
56	0.731574314	0.268425686
57	0.731574314	0.268425686
58	0.731574314	0.268425686

**Lampiran 14. Uji Kelayakan Model Markov *Switching Regime*  
GARCH (1,1) *Return* LQ45**

Date: 07/08/12 Time: 03:58

Sample: 1 2963

Included observations: 2961

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.168	0.168	83.396	0.000
		2	0.213	0.190	217.79	0.000
		3	0.117	0.060	258.54	0.000
		4	0.138	0.080	315.21	0.000
		5	0.089	0.031	338.87	0.000
		6	0.055	-0.005	347.95	0.000
		7	0.074	0.034	364.11	0.000
		8	0.074	0.038	380.32	0.000
		9	0.073	0.031	395.99	0.000
		10	0.108	0.071	430.58	0.000
		11	0.108	0.059	465.04	0.000
		12	0.076	0.010	482.39	0.000
		13	0.070	0.011	497.12	0.000
		14	0.091	0.041	521.74	0.000
		15	0.052	-0.005	529.79	0.000
		16	0.059	0.011	540.03	0.000
		17	0.053	0.015	548.42	0.000
		18	0.049	0.005	555.70	0.000
		19	0.059	0.020	565.92	0.000
		20	0.023	-0.019	567.50	0.000
		21	0.028	-0.014	569.83	0.000
		22	0.035	0.008	573.40	0.000
		23	0.016	-0.014	574.14	0.000
		24	0.014	-0.013	574.75	0.000
		25	0.048	0.033	581.65	0.000
		26	0.053	0.030	589.89	0.000
		27	0.025	-0.011	591.72	0.000
		28	0.030	0.000	594.45	0.000
		29	0.050	0.025	601.89	0.000
		30	0.045	0.015	607.94	0.000
		31	0.048	0.023	614.96	0.000
		32	0.020	-0.010	616.18	0.000

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

