MODEL *ASYMMETRIC POWER AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (APARCH) UNTUK MENGATASI VOLATILITAS DATA ASIMETRIS

(Studi Kasus Data *Return* Penutupan Harga Saham PT Unilever Indonesia Tbk.)

(Skripsi)

Oleh

CHRIST GABRIALDO HUTAGALUNG

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2018

ABSTRACT

ASYMMETRIC POWER AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY (APARCH) TO FORECAST ASYMMETRIC VOLATILITY

(Case Study Closing Return of PT Unilever Indonesia Tbk. stock price)

By

Christ Gabrialdo Hutagalung

The purpose of this research is to forecast the closing return of PT Unilever Indonesia Tbk stock price which has asymmetric volatility using APARCH model. The result of this research showed that the best model for forecasting the data is APARCH (1,3) that is with equation as following:

$$\sigma_t^{1.209624} = 0.000675 + 0.234766\,(|\varepsilon_{t-1}| - 0.308938\,\varepsilon_{t-1})^{1.209624} + 1.432246\,(\sigma_{t-1})^{1.209624} - 0.775210(\sigma_{t-2})^{1.209624} + 0.149835(\sigma_{t-3})^{1.209624}$$

Key words: volatility, asymmetric, aparch

ABSTRAK

MODEL *ASYMMETRIC POWER AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (APARCH) UNTUK MENGATASI VOLATILITAS DATA ASIMETRIS

(Studi Kasus Data *Return* Penutupan Harga Saham PT Unilever Indonesia Tbk.)

Oleh

Christ Gabrialdo Hutagalung

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meramalkan data *return* penutupan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk. yang memiliki volatilitas data yang bersifat asimetris dengan menggunakan model APARCH. Hasil dari penelitian ini didapatkan model terbaik untuk peramalan ragamnya adalah APARCH (1,3) yaitu dengan persamaan sebagai berikut:

$$\sigma_t^{1.209624} = 0.000675 + 0.234766\,(|\varepsilon_{t-1}| - 0.308938\,\varepsilon_{t-1})^{1.209624} + 1.432246\,(\sigma_{t-1})^{1.209624} - 0.775210(\sigma_{t-2})^{1.209624} + 0.149835(\sigma_{t-3})^{1.209624}$$

Kata kunci: volatilitas, asimetris, aparch

MODEL *ASYMMETRIC POWER AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (APARCH) UNTUK MENGATASI VOLATILITAS DATA ASIMETRIS

(Studi Kasus Data *Return* Penutupan Harga Saham PT Unilever Indonesia Tbk.)

Oleh

Christ Gabrialdo Hutagalung

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA SAINS

pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2018

Judul Skripsi : **MODEL *ASYMMETRIC POWER AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY* (APARCH) UNTUK MENGATASI VOLATILITAS DATA ASIMETRIS** (Studi Kasus Data *Return* Penutupan Harga Saham PT Unilever Indonesia Tbk.)

Nama Mahasiswa : Christ Gabrialdo Hutagalung

Nomor Pokok Mahasiswa : 1417031034

Program Studi : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.	**Drs. Eri Setiawan, M.Si.**
NIP. 19650125 199003 2 001	NIP. 19581101 198803 1 002

2. Ketua Jurusan Matematika

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

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

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

Sekretaris : **Drs. Eri Setiawan, M.Si.** ....

Penguji
Bukan Pembimbing : **Drs. Nusyirwan, M.Si.** ....

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI DAN PENDIDIKAN TINGGI UNIVERSITAS LAMPUNG FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

Prof. Warsito, S.Si., D.E.A., Ph.D.
NIP. 19710212 199512 1 001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **13 Februari 2018**

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama	: **Christ Gabrialdo Hutagalung**
Nomor Pokok Mahasiswa	: **1417031034**
Jurusan	: **Matematika**
Judul Skripsi	: **Model *Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (APARCH) Untuk Mengatasi Volatilitas Data Asimetris** (Studi Kasus Data *Return* Penutupan Harga Saham PT Unilever Indonesia Tbk.)

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

Bandar Lampung, 13 Februari 2018

Penulis

Christ Gabrialdo Hutagalung

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Christ Gabrialdo Hutagalung, anak pertama dari Bapak Parlindungan Hutagalung dan Ibu Surung Magdalena Gultom. Penulis dilahirkan di Manado pada tanggal 23 Maret 1996.

Penulis menyelesaikan pendidikan di Sekolah Dasar Santa Maria Monica Kabupaten Bekasi pada tahun 2008, Sekolah Menengah Pertama Santa Maria Monica Kabupaten Bekasi pada tahun 2011, dan Sekolah Menengah Atas Negeri 1 Tambun Selatan pada tahun 2014. Pada tahun 2014 penulis diterima sebagai mahasiswa S1 di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN).

Selama kuliah penulis aktif di Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) sebagai Gematika pada tahun 2014/2015, Anggota Bidang Kaderisasi dan Kepemimpinan pada tahun 2015/2016 dan Ketua Bidang Eksternal pada tahun 2016. Pada tahun 2017 sebagai bentuk aplikasi bidang ilmu kepada masyarakat penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata di Desa Sendang Agung, Kecamatan Sendang Agung, Lampung Tengah, dan melaksanakan Praktik Kerja Lapangan di Kantor Asuransi Jiwasraya Bandar Lampung

KATA INSPIRASI

Janganlah hendaknya kamu kuatir tentang apapun juga, tetapi nyatakanlah dalam segala hal keinginanmu kepada Allah dalam doa dan permohonan ucapan syukur.

(Filipi 4:6)

Hidup ini adalah anugerah, syukuri apa yang ada, jalani hidup, dan lakukan yang terbaik.

Jangan pernah lupa dengan artinya kesederhanaan.

Saya punya mimpi besar yang ingin saya lakukan.

(Christ Gabrialdo Hutagalung)

PERSEMBAHAN

Ku persembahkan karya kecil ini teruntuk

Papa, Mama dan Geby

Keluarga terindah yang ada dalam hidup penulis.
Terimakasih untuk kasih sayang dan doa yang selalu diberikan.

Pak Tiryono, Bu Netti, Pak Eri dan Pak Nusyirwan

Pengajar yang memberikan inspirasi, Orangtua akademikku yang selalu membimbing dan memberikan nasehat.

Sahabat-sahabatku

Almamaterku Universitas Lampung

Indonesiaku.

SANWACANA

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Tuhan Yesus Kristus, oleh kasih Karunia-Nya dan Kuasa-Nya yang selalu menyertai penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul " **Model *Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (APARCH) untuk Mengatasi Volatilitas Data Asimetris**.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak akan terwujud tanpa adanya, bantuan bimbingan, dan doa dari berbagai pihak sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Dengan segala kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D., selaku dosen pembimbing utama yang memberikan motivasi, bimbingan, pengarahan, dan saran kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi.
2. Bapak Drs. Eri Setiawan, M.Si., selaku pembimbing kedua yang memberikan saran, solusi serta pembelajaran yang sangat bermanfaat bagi penulis.
3. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si., selaku pembahas dan penguji skripsi yang telah memberikan evaluasi dan saran bagi perbaikan skripsi penulis.
4. Bapak Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D., selaku dosen pembimbing akademik.
5. Ibu Prof. Dra. Wamiliana, M.A., Ph.D., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

6. Bapak Prof. Warsito, S.Si., D.E.A., Ph.D., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
7. Seluruh dosen, staf dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
8. Papa, Mama dan Geby terkasih, yang selalu memberikan kasih sayang, cinta kasih, waktu, dukungan, pengorbanan, dan doa untuk keberhasilan penulis,
9. Bang Benny, bang Abe, bang Yefta, Frido, Rico, Olaf tempat dimana bisa saling bertumbuh untuk semakin mengenal karya Kristus.
10. Sahabat terbaik Alvin dan Redi yang selalu ada waktunya bagi penulis.
11. Sahabat yang menyenangkan Raka, Ardi, Agus, Dea, Annisaul, Linda, Putri, Anindia, Nanda, Yona, Lala, Rium, Tewe, Reka, Tiara, Fietra, bang Artha.
12. Sahabat berbagi canda dan tawa Aldi, Arif, Arisca, Ayub, Fadhil, Fadjar, Fathur, Julian, Kodir, Kiki, Rizki, Wahyu, Zhofar, Zulfikar.
13. Teman-teman angkatan Jurusan Matematika 2014, Keluarga Besar HIMATIKA Unila, Keluarga KKN Sendang Agung, dan BagiKata.
14. Seluruh pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan kuliah.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, oleh karena itu kritik dan saran sangat penulis harapkan. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi penulis dan bagi para pembaca.

Bandar Lampung, 13 Februari 2018

Penulis

Christ Gabrialdo Hutagalung

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR TABEL……….……………………….………………………………xiv
DAFTAR GAMBAR……….………………………………………………………xv

I. PENDAHULUAN 1

1.1 Latar Belakang dan Masalah 1
1.2 Tujuan Penelitian...2
1.3 Manfaat Penelitian...3

II. TINJAUAN PUSTAKA..4

2.1 Deret Waktu..4
2.2 *Return* Saham 4
2.3 Kestasioneran Data Deret Waktu 5
2.4 Pemeriksaan Kestasioneran Data Deret Waktu 6
2.4.1 Uji Stasioner Data Secara Korelogram...6
2.4.2 Uji Stasioner dengan UJI ADF...7
2.5 Fungi ACF dan Fungsi PACF 8
2.6 Proses *Autoregressive*..10
2.6.1 Proses *Autoregressive* Orde Pertama...11
2.6.2 Proses *Autoregressive* Orde p..11
2.7 Proses *Moving Average* 11
2.7.1 Proses *Moving Average* Orde Pertama 12
2.7.2 Proses *Moving Average* Orde q 12
2.8 Proses ARMA...13
2.9 Model ARIMA 13
2.10 Prosedur *Box-Jenkins* 14
2.10.1 Identifikasi Model 14
2.10.2 Estimasi Parameter Model...15
2.10.3 Evaluasi Model..15
2.10.4 Prediksi atau Peramalan...16
2.11 Pengujian Efek ARCH 16
2.12 Model ARCH...18
2.13 Model GARCH..20
2.14 Kriteria Informasi 21

2.15 Keasimetrian Model 21
2.16 *Sign Bias Test* 22
2.17 Model APARCH 23
2.18 Penduga Parameter Model APARCH 24

III. METODOLOGI PENELITIAN 25

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian 25
3.2 Data Penelitian...25
3.3 Metode Penelitian...25

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN 28

4.1 Deskriptif Data Deret Waktu 28
4.2 Identifikasi Plot Data Pengamatan..29
4.3 Pemeriksaan Kestasioneran Data 30
4.4 Identifikasi Model *Box-Jenkins* 31
4.5 Estimasi Parameter Model *Box-Jenkins*...32
4.6 Evaluasi Model *Box-Jenkins*..34
4.7 Identifikasi Efek ARCH...35
4.8 Estimasi Parameter Model ARCH-GARCH.......................................36
4.9 Pengujian Efek Asimetris 39
4.9.1 *Cross Corelogram*..39
4.9.2 Uji *Sign Bias Test*..40
4.10 Estimasi dan Evaluasi Model APARCH 40
4.11 Peramalan..42
4.12 Pembahasan...43

V. KESIMPULAN 44

DAFTAR PUSTAKA 45

LAMPIRAN

DAFTAR TABEL

Tabel Halaman

1. Pola ACF dan PACF 15

2. Statistik Deskriptif Data Return 28

3. Uji Stasioneritas *Augmented Dickey Fuller* 30

4. Estimasi Parameter Model *Box-Jenkins* 32

5. Uji ARCH-LM 36

6. Estimasi Parameter Model ARCH-GARCH 37

7. Estimasi Parameter Model APARCH 41

8. Peramalan Ragam Data *Return* Harga Saham 42

DAFTAR GAMBAR

Gambar Halaman

1. Plot Data *Return* Penutupan Harga Saham. 29

2. Korelogram ACF dan PACF...31

3. Korelogram Residual Model *Box-Jenkins* 35

4. *Cross Correlogram* Uji Efek Asimetris 39

5. Peramalan Ragam Data *Return* Penutupan Harga Saham 42

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Peramalan merupakan suatu kegiatan memperkirakan apa yang terjadi pada masa mendatang berdasarkan nilai masa lalu. Dalam melakukan peramalan tidak selalu berjalan dengan baik, terdapat banyak kendala yang dihadapi sehingga hasil peramalan yang diperoleh tidak akurat. Salah satu kendala yang sering dihadapi dalam kegiatan peramalan adalah data yang memiliki ragam yang tidak konstan. Dalam statistik, kejadian ini disebut dengan heteroskedastisitas. Masalah heteroskedastisitas biasanya terjadi pada data ekonomi

Salah satu model peramalan yang dapat digunakan untuk data yang bersifat heteroskedastik adalah *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH).* Model *ARCH* pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982). Model ini dikembangkan untuk mengatasi adanya volatilitas (ragam tidak konstan). Menurut Engle (1982), ragam residual yang berubah-ubah ini terjadi karena ragam residual tidak hanya fungsi dari variabel independen tetapi tergantung seberapa besar residual dimasa lalu sehingga ragam residual yang terjadi saat ini akan sangat bergantung pada residual periode sebelumnya. Dalam model ini, sebelum meramalkan variabel bebas dalam persamaan regresinya dilakukan juga peramalan pada ragam residualnya sehinga ragam residual data akan berubah setiap waktu. Model ini kemudian dikembangkan oleh Bollerslev (1986) menjadi *General Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)* yaitu ragam residual tidak hanyak bergantung dari residual periode lalu tetapi juga bergantung ragam residual lalu.

Dalam pasar modal, sering ditemukan bahwa volatilitas dari galat ketika ada guncangan negatif lebih besar daripada ketika ada guncangan positif ataupun sebaliknya. Kasus ini disebut sebagai guncangan asimetris (*asymmetric shock*), dimana penurunan tajam (efek negatif) tidak serta merta akan diikuti dengan kenaikan (efek positif) dalam ukuran yang sama pada periode berikutnya. Ding, Granger dan Engle (1983) mengembangkan suatu model yang digunakan untuk memperbaiki kelemahan dari model *ARCH* dan *GARCH* yang bersifat asimetris yaitu *Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (*APARCH*).

Berdasarkan permasalahan diatas, penulis tertarik meramalkan data yang memiliki asimetris pada volatilitasnya dengan menggunakan *Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (APARCH) pada data *return* penutupan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk.

1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini memiliki tujuan sebagai berikut :

1. Memahami model APARCH dalam mengatasi data yang memiliki asimetris pada volatilitasnya.

2. Menentukan model APARCH yang sesuai pada *return* penutupan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk.

1.3 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki manfaat sebagai berikut:

1. Dapat mengaplikasikan model APARCH pada data *return* penutupan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk.
2. Melakukan peramalan dengan model APARCH pada data *return* penutupan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk. untuk periode-periode selanjutnya.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Deret Waktu

Data deret waktu adalah data yang dicatat atau dikumpulkan berdasarkan periode waktu tertentu. Untuk menemukan pola data deret waktu, baik itu kecenderungan maupun volatilitasnya, serta untuk menemukan struktur hubungan antar peubah-peubah ekonomi yang bergerak dari waktu ke waktu diperlukan analisis ekonometrika deret waktu. Dengan mengetahui pola dan struktur hubungan antar peubah tersebut, model ekonometrika dapat digunakan untuk menjelaskan struktur hubungan antar peubah ekonomi yang dapat dijadikan dasar untuk melakukan peramalan/prediksi atau pun sebagai dasar untuk menilai efektifitas berbagai kebijakan ekonomi (Juanda dan Junaidi, 2012).

2.2 *Return* Saham

Pada pemodelan runtun waktu diperlukan suatu kondisi stasioneritas terhadap rata-rata dan ragam. Salah satu cara untuk membuat data menjadi stasioner terhadap rata-rata dan ragam adalah transformasi data menjadi data *return*. *Return* merupakan besarnya tingkat pengembalian.

Menurut Brigham dan Houston (2006), $return$ atau tingkat pengembalian adalah selisih antara jumlah yang diterima dengan jumlah yang diinvestasikan dibagi dengan jumlah yang diinvestasikan. Salah satu perhitungan $return$ saham dapat diperoleh sebagai berikut:

$$Return\ Saham = \frac{Y_t - Y_{t-1}}{Y_{t-1}} \tag{2.1}$$

dengan,

Y_t = nilai saham untuk waktu t

Y_{t-1} = nilai saham untuk waktu sebelumnya

2.3 Kestasioneran Data Deret Waktu

Menurut Juanda dan Junaidi (2012), data deret waktu dikatakan stasioner jika memenuhi dua kriteria yaitu nilai tengah (rata-rata) dan ragamnya konstan dari waktu ke waktu. Secara statistik dinyatakan sebagai berikut, $E(Y_t) = \mu$ (rata-rata yang konstan) serta $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$ (ragam Y konstan). Berdasarkan nilai tengah dan ragamnya, terdapat dua jenis kestasioneran data yaitu data stasioner pada nilai tengahnya, jika data berfluktuasi disekitar suatu nilai tengah yang tetap dari waktu ke waktu dan data stasioner pada ragamnya, jika data berfluktuasi dengan ragam yang tetap dari waktu ke waktu.

Untuk mengatasi data yang tidak stasioner pada nilai tengahnya, dapat dilakukan proses pembedaan atau diferensiasi terhadap deret data asli. Proses diferensiasi adalah proses mencari perbedaan antara data satu periode dengan periode sebelumnya secara berurutan. Data yang dihasilkan disebut data diferensiasi tingkat pertama. Selanjutya, jika diferensiasi pertama belum menghasilkan deret yang stasioner, dilakukan diferensiasi tingkat berikutnya. Mendiferensialkan data diferensiasi tingkat pertama akan menghasilkan diferensiasi tingkat kedua. Mendiferensiasikan data diferensiasi tingkat kedua akan menghasilkan diferensiasi tingkat ketiga, dan seterusnya.

Untuk mengatasi data yang tidak stasioner pada ragamnya, umumnya dilakukan transformasi data asli ke bentuk Logaritma natural atau akar kuadrat. Data yang tidak stasioner pada ragam dapat juga disebabkan oleh pengaruh musiman, sehingga setelah dihilangkan pengaruh musimnya dapat menjadi data stasioner. Selanjutnya, jika data tidak stasioner baik pada nilai tengah maupun ragamnya, dilakukan proses differensiasi dan transformasi Ln atau akar kuadrat.

2.4 Pemeriksaan Kestasioneran Data Deret Waktu

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

2.4.1 Uji Stasioner Data Secara Korelogram

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

2.4.2 Uji Stasioner dengan Uji *Augmendted Dickey-Fuller* (ADF)

Menurut Gujarati dan Porter (2009), pengujian kestasioneran data dapat dilakukan dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Misalkan terdapat persamaan regresi:

$$\Delta Y_t = \emptyset Y_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \alpha_j^* \Delta Y_{t-j} + \varepsilon_t \tag{2.2}$$

Dimana $\emptyset = -\alpha(1)$ dan $\alpha_j^* = -(\alpha_{j+1} + \cdots + \alpha_p)$. Uji statistik pada *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) berdasarkan *t-statistic* koefisien $\emptyset$ dari estimasi metode kuadrat terkecil biasa. Pada model ini hipotesis yang diuji adalah

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

H_0: $\emptyset < 0$ (data deret waktu stasioner).

2.5 Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Untuk suatu proses stasioner (Y_t), diperoleh $E(Y_t) = \mu$ dan ragam $Var\ (Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma_t^2$ yang konstan dan kovarian $Cov(Y_t, Y_{t+k})$, yang fungsinya hanya pada perbedaan waktu $|t - (t + k)|$. Oleh karena itu, dapat ditulis kovarian antara Y_t dan Y_{t+k} yaitu

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

dan korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} adalah

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Y_t, Y_{t+k})}{\sqrt{Var(Y_t)var(Y_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \qquad (2.4)$$

dimana $Var(Y_t) = Var(Y_{t+k}) = \gamma_0$. Sebagai fungsi dari k, γ_k disebut fungsi autokovarian dan ρ_k disebut fungsi autokorelasi (ACF) (Wei, 2006).

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

Misalkan Y_t adalah proses yang stasioner dengan $E(Y_t) = 0$, selanjutnya Y_{t+k} dapat dinyatakan sebagai model linear

$$Y_{t+k} = \emptyset_{k1}Y_{t+k-1} + \emptyset_{k2}Y_{t+k-2} + \cdots + \emptyset_{kk}Y_t + \varepsilon_{t+k} \qquad (2.5)$$

dengan $\emptyset_{ki}$ adalah parameter regresi ke$-i$ dan ε_{t+k} adalah nilai kesalahan yang tidak berkorelasi dengan Y_{t+k-j} dengan $j = 1, 2, \dots, k$. Untuk mendapatkan nilai

PACF adalah dengan mengalikan persamaan (2.5) dengan Y_{t+k-j} pada kedua ruas sehingga diperoleh :

$$Y_{t+k-j}Y_{t+k} = \emptyset_{k1}Y_{t+k-1}Y_{t+k-j} + \emptyset_{k2}Y_{t+k-2}Y_{t+k-j} + \cdots + \emptyset_{kk}Y_tY_{t+k-j} + \varepsilon_{t+k}Y_{t+k-j}$$

dengan nilai harapannya adalah

$$E\left(Y_{t+k-j}Y_{t+k}\right) = E(\emptyset_{k1}Y_{t+k-1}Y_{t+k-j} + \emptyset_{k2}Y_{t+k-2}Y_{t+k-j} + \cdots + \emptyset_{kk}Y_{t+}Y_{t+k-j} + \varepsilon_{t+k}Y_{t+k-j})$$

dimisalkan nilai $E\left(Y_{t+k-j}Y_{t+k}\right) = \gamma_j, j = 0, 1, \ldots, k$ dan karena $E\left(\varepsilon_{t+k}Y_{t+k-j}\right) = 0$, maka diperoleh

$$\gamma_j = \emptyset_{k1}\gamma_{j-1} + \emptyset_{k2}\gamma_{j-2} + \cdots + \emptyset_{kk}\gamma_{j-k} \quad (2.6)$$

Persamaan (2.6) dibagi dengan γ_0

$$\frac{\gamma_j}{\gamma_0} = \emptyset_{k1}\frac{\gamma_{j-1}}{\gamma_0} + \emptyset_{k2}\frac{\gamma_{j-2}}{\gamma_0} + \cdots + \emptyset_{kk}\frac{\gamma_{j-k}}{\gamma_0}$$

diperoleh

$$\rho_j = \emptyset_{k1}\rho_{j-1} + \emptyset_{k2}\rho_{j-2} + \cdots + \emptyset_{kk}\rho_{j-k}, j = 1, 2, \ 3, \ldots, k$$

Untuk $j = 1, 2, 3, \ldots, k$ didapatkan sitem persamaan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\rho_1 &= \emptyset_{k1}\rho_0 + \emptyset_{k2}\rho_1 + \cdots + \emptyset_{kk}\rho_{k-1}, \\
\rho_2 &= \emptyset_{k1}\rho_1 + \emptyset_{k2}\rho_0 + \cdots + \emptyset_{kk}\rho_{k-2}, \qquad (2.7) \\
&\vdots \\
\rho_k &= \emptyset_{k1}\rho_{k-1} + \emptyset_{k2}\rho_{k-2} + \cdots + \emptyset_{kk}\rho_0,
\end{aligned}$$

Sistem persamaan (2.7) dapat diselesaikan dengan menggunakan aturan cramer. Persamaan (2.7) untuk $j = 1, 2, \ldots, k$ digunakan untuk mencari nilai-nilai fungsi autokorelasi parsial lag k yaitu $\emptyset_{k1}, \emptyset_{k2}, \ldots, \emptyset_{kk}$ (Wei, 2006)

2.6 Proses *Autoregressive* (AR)

Menurut Juanda dan Junaidi (2012), proses regresi diri (*autoregressive),* disingkat AR, adalah regresi deret Y_t terhadap amatan waktu lampau dirinya sendiri. Y_{t-k} untuk $k = 1, 2, \dots, p$.

Bentuk persamaannya adalah

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \cdots + \beta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (2.8)$$

dengan:

Y_t: nilai variabel pada waktu ke-t

ε_t: nilai-nilai error pada waktu t

β_i: koefisien regresi, i: 1,2,3, $\dots, q$

p: order AR

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

2.6.1 Proses *Autoregressive* Orde Pertama

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

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.9}$$

Sifat – sifat AR(1) yang stasioner adalah

i. $E(Y_t) = 0$

ii. $\gamma_0 = Var(Y_{t)} = \sigma^2/(1-\beta^2)$

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

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

2.6.2 Proses Autoregressive Orde *P*

Model *autoregressive* ordo p, dinotasikan AR (p), memiliki persamaan sebagai berikut:

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

Sifat – sifat AR (p) yang stasioner adalah

$\gamma_k = \beta_1\rho_{k-1} + \beta_2\rho_{k-2} + \ldots + \beta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$ untuk $k = 1, 2, \ldots$

2.7 Proses *Moving Average* (MA)

Proses *moving average* dinotasikan sebagai MA(q), memiliki persamaan sebagai berikut:

$$Y_t = \varepsilon_t - \alpha_1\varepsilon_{t-1} - \alpha_2\varepsilon_{t-2} - \cdots - \alpha_p\varepsilon_{t-q} \tag{2.11}$$

dengan:

Y_t: nilai variabel pada waktu ke-*t*

ε_t: nilai-nilai error pada waktu t

α_i: koefisien regresi, *i: 1,2,3, …,q*

q: order MA

2.7.1 Proses *Moving Average* Orde Pertama

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

$$Y_t = \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} \tag{2.12}$$

Sifat-sifat model ini adalah

i. $E(Y_t) = 0$

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

iii. $\gamma_1 = -\beta\sigma^2$

iv. $\rho_1 = -\beta/(1 + \beta^2)$

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

2.7.2 Proses *Moving Average Orde q*

Untuk model umum $MA(q)$, persamaannya adalah

$$Y_t = \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \alpha_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \alpha_p \varepsilon_{t-q} \tag{2.13}$$

berlaku,

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

$= 0$, untuk $k \geq q + 1$

2.8 Proses ARMA $(\boldsymbol{p}, \boldsymbol{q})$

Menurut Wei (2006), membentuk model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) yang merupakan bentuk model deret waktu yang mengidentifikasi persamaan regresinya berdasarkan nilai masa lalunya dan nilai galat masa lalunya. Misalkan diketahui Y_t merupakan deret waktu stasioner maka akan diperoleh model ARMA(p, q) dengan bentuk umumnya sebagai berikut,

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \cdots + \beta_p Y_{t-p} + \alpha_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \alpha_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \qquad (2.14)$$

2.9 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Menurut Juanda dan Junaidi (2012), model AR, MA, atau ARMA dengan data yang stasioner melalui proses differensiasi disebut model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Suatu deret waktu (Y_t) disebut mengikuti model ARIMA jika deret dengan differensiasi ke-d $(W_t = \Delta^d Y_t)$ adalah proses ARMA (p, d, q). Dalam Praktik biasanya $d \leq 2$. Misalkan Y_t suatu ARIMA $(p, 1, q)$, dengan $W_t = Y_t - Y_{t-1}$ maka,

$$W_t = \beta_0 + \beta_1 W_{t-1} + \cdots + \beta_p W_{t-p} + e_t + \alpha_1 e_{t-1} + \cdots + \alpha_q e_{t-q} \qquad (2.15)$$

2.10 Prosedur *Box-Jenkins*

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

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

2.10.1 Identifikasi Model

Langkah pertama yang perlu dilakukan dalam membangun model adalah mendeteksi masalah stasioner data yang digunakan. Jika data tidak stasioner pada level, diperlukan proses differensiasi untuk mendapatkan data yang stasioner (baik pada level maupun pada differens), langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi model. Metode yang umum digunakan untuk pemilihan model melalui korelogram *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

Pemilihan modelnya dengan ACF maupun PACF secara grafis mengikuti ketentuan sebagai berikut, Tabel 1. Pola ACF dan PACF.

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

2.10.2 Estimasi Parameter Model

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

2.10.3 Evaluasi Model

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap residual model yang diperoleh. Model yang baik memiliki residual yang bersifat acak. Analisis residual dilakukan dengan korelogram, baik melalui ACF maupun PACF. Jika koefisien ACF maupun PACF secara individual tidak bersifat acak, harus kembali ketahap sebelumnya untuk memilih model yang lain. Pengujian signifikasi ACF dan PACF dapat dilakukan melalui uji *Barlett*, *Box* dan *Pierce* maupun *Ljung-Box*.

2.10.4 Prediksi atau Peramalan

Tahap terakhir adalah melakukan prediksi atau peramalan berdasarkan model yang terpilih. Peramalan adalah memperkirakan sesuatu pada waktu-waktu yang akan datang berdasarkan data masa lampau yang dianalisis secara ilmiah, khususnya menggunakan metode statistika.

Dengan metode peramalan yang tepat, hasil peramalannya dapat dipercaya ketetapannya. Oleh karena masing-masing metode peramalan berbeda-beda, maka penggunaannya harus hati-hati terutama dalam pemilihan metode dalam peramalan. Untuk mengevaluasi kesalahan peramalan bisa menggunakan *Mean Square Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2.11 Pengujian Efek ARCH

Pengujian efek ARCH dilakukan dengan uji ARCH-*Lagrange Multiplier* (ARCH-LM). Ide pokok uji ini adalah bahwa ragam residual bukan hanya fungsi dari variabel independen tetapi tergantung pada residual kuadrat periode sebelumnya. Misalkan $\varepsilon_t = Y_t - \mu_t$ adalah residual dari persamaan rata-rata. Barisan ε_t^2 digunakan untuk memeriksa efek ARCH. Uji ini sama dengan statistik F pada umumnya untuk menguji $\alpha_i = 0$ $(i = 1, 2, \dots, p)$ dalam regresi linear.

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p\varepsilon_{t-p}^2 + w_t\ ; t = m + 1, \dots, n \qquad (2.16)$$

dengan w_t adalah galat, m bilangan bulat, dan n adalah ukuran sampel atau observasi.

Langkah pengujian ARCH-LM adalah sebagai berikut:

Hipotesis:

H_0: $\alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_p = 0$ (tidak terdapat efek ARCH).

H_0: Paling tidak ada satu $\alpha_i \neq 0$, $i = 1, 2, \dots, p$ (ada pengaruh efek ARCH).

Statistik Uji:

$$F = \frac{\frac{(SSR_0 - SSR_1)}{p}}{\frac{SSR_1}{T - 2p - 1}}$$

dengan:

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

$$\omega = \frac{\sum_{t=1}^{T} \varepsilon_t^2}{T}$$

$$SSR_1 = \sum_{t=P+1}^{T} w_t^2$$

Keterangan:

ω = rata-rata sampe dari ε_t^2

w_t^2= residual kuadrat terkecil

Kriteria keputusan:

H_0 ditolak jika $F > X_p^2(\alpha)$ atau nilai probabilitas < α.

2.12 Model ARCH

Menurut Juanda dan Junaidi (2012), untuk menangani volatilitas data diperlukan suatu pendekatan tertentu untuk mengukur volatilitas residualnya. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah dengan memasukan peubah bebas yang mampu memprediksi volatilitas residual tersebut. Menurut Engle (1982), ragam residual yang berubah-ubah ini terjadi karena ragam residual tidak hanya fungsi dari peubah bebas tetapi juga tergantung seberapa besar residual dimasa lalu. Engle (1982) mengembangkan model dimana rata-rata dan ragam suatu deret waktu dimodelkan secara simultan. Model tersebut dikenal dengan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH). Untuk menjelaskan proses terbentuknya model ARCH, misalnya terdapat model regresi univariat dengan persamaan berikut,

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t \tag{2.17}$$

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

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \tag{2.18}$$

Persamaan 2.18 menunjukan bahwa ragam residual (σ_t^2) memiliki dua unsur, yaitu konstanta (α_0) dan kuadrat residual periode yang lalu (ε_{t-1}^2). Model dari residual ε_t tersebut adalah heteroskedastisitas (*conditional heteroscedasticity*) pada residual ε_{t-1}. Menggunakan informasi heteroskedastisitas bersyarat dari ε_t, maka parameter β_1 dan β_2 pada persamaan (2.17) akan dapat diestimasi secara lebih efisien.

Persamaan (2.17) disebut persamaan rata-rata (*conditional mean*) sedangkan persamaan (2.18) disebut persamaan ragam (*conditional variance*). Persamaan (2.18) disebut model ARCH (1) karena ragam dari residual ε_t tergantung hanya dari fluktuasi residual kuadrat satu periode yang lalu. Jika ragam residual ε_t tergantung dari fluktuasi residual kuadrat dari beberapa periode yang lalu (*lag* p), maka model ARCH (p) dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan berikut,

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \tag{2.19}$$

2.13 Model GARCH

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

Menggunakan persamaan rata-rata (2.17) dan memasukan ragam residual periode yang lalu ke dalam persamaan ragam (2.18), model GARCH dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t \tag{2.20}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 \tag{2.21}$$

Model persamaan (2.21) disebut model GARCH $(1,1)$, karena ragam residual hanya dipengaruhi oleh residual satu periode sebelumnya dan ragam residual satu sebelumnya. Jika ragam residual dipengaruhi oleh residual *p* periode sebelumnya (*lag* p unsur ARCH) dan ragam residual *q* periode sebelumnya (*lag* q unsur GARCH), maka model GARCH (p, q) dapat dinyatakan sebagai berikut,

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2 \tag{2.22}$$

2.14 Kriteria Informasi

Kriteria informasi digunakan untuk pemilihan model terbaik yang dipilih berdasarkan *Akaike Info Criterion* (AIC) dan *Schwarz Criterion* (SC) karena kedua kriteria ini konsisten dalam menduga parameter model. Tujuan AIC adalah menemukan prediksi yang terbaik sedangkan tujuan SC adalah menemukan model dengan probabilitas posterior tertinggi dari model. Karena AIC dan SC memuat fungsi *log-likelihood*, sehingga model yang dipilih untuk meramalkan data adalah model dengan nilai SC terkecil karena lebih konsisten dalam menduga parameter model.

2.15 Keasimetrian Model

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

2.16 *Sign Bias Test*

Sign Bias Test juga digunakan untuk melihat efek asimetris pada volatilitasnya. Untuk memerisa pengaruh efek asimetris, data deret waktu dimodelkan ke dalam model Garch dan diambil residual datanya. Kemudian dilakukan uji efek asimetris berdasarkan persamaan regresi berikut:

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

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

dengan,

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

φ_1: Parameter sign bias (efek positif atau negatif)

φ_2: Parameter size bias (besar efek negatif)

φ_3: Parameter size bias (besar efek positif)

dengan hipotesis yang diuji adalah:

H_0: $\varphi_0 = \varphi_1 = \varphi_2 = \varphi_3 = 0$ (residual bersifat asimetris).

H_1: Paling tidak ada satu $\varphi \neq 0$ (residual bersifat asimetris).

dengan kriteria penolakan H_0 adalah tolak H_0 jika *p-value* $< \alpha$.

2.17 Model APARCH

Ding, Granger dan Engle (1993), memperkenalakan model *Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (APARCH) untuk memodelkan data yang mempunyai efek heteroskedastisitas dan kondisi efek asimetris. Ide pokok model APARCH adalah mengganti kedua order dari galat dalam bentuk pangkat yang lebih fleksibel. Model APARCH adalah salah satu model asimetris GARCH yang mempunyai koefisien *asymmetric* untuk mengatasi *leverage effect* dalam perhitungan. Bentuk umum model APARCH (p, q) adalah

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

$$\sigma_t^{\delta} = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i(|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i\varepsilon_i)^{\delta} + \sum_{j=1}^{q} \beta_j\sigma_{t-j}^{\delta} \qquad (2.23)$$

dengan

$\omega, \delta, \beta_j, \alpha_i, \gamma_i$ adalah bilangan real, $j = 1, 2, \dots, p$ dan $i = 1, 2, \dots, q$

δ diestimasi menggunakan transformasi Box Cox dalam kondisi standar deviasi γ_i merupakan *leverage effect*. Jika *leverage effect* bernilai positif artinya bad news (berita buruk) memiliki pengaruh yang kuat dibandingkan dengan good news (berita baik), begitu pula sebaliknya adalah residual data $ke - t$ (Laurent, 2004)

2.18 Penduga Parameter Model Aparch

Hogg and Craig (1995) memberikan persamaan jika $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2{}_t)$ dan $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ adalah sampel random yang saling bebas stokastik independen (iid) dari $f(\varepsilon; \theta)$, dengan $\theta = 0, \sigma^2{}_t$

Dengan menggunakan fungsi kepekatan peluang, akan dibentuk fungsi likelihood:

$$L(\theta) = f(\varepsilon_1; \theta). f(\varepsilon_2; \theta) \dots f(\varepsilon_n; \theta)$$

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

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{T} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2{}_t}} e^{-\frac{\varepsilon^2{}_t}{2\sigma^2{}_t}}$$

$$L(\theta) = (2\pi\sigma_t^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_t^2} \sum_{t=1}^{n} \varepsilon_t^2\right]$$

Dapat dituliskan logaritma natural fungsi likelihood sebagai berikut:

$$\ln L(\theta) = \ln\ (2\pi\sigma_t^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_t^2} \sum_{t=1}^{n} \varepsilon_t^2\right]$$

$$= -\frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{n}{2} \ln \sigma_t^2 - \sum_{t=1}^{n} \frac{\varepsilon_t^2}{2\sigma_t^2}$$

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

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester ganjil tahun akademik 2017/2018, bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan adalah data runtun waktu sekunder yang diambil dari *https://finance.yahoo.com/quote/UNVR.JK* untuk data harian *return* penutupan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk. periode 3 Januari 2011 sampai 31 Oktober 2017.

3.3 Metode Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan plot data *return* penutupan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk.
2. Melihat tren data dalam bentuk grafik.

3. Memeriksa kestasioneran data dengan Uji *Augmented Dickey-Fuller*.
   a. Jika data stasioner pada tingkat level, maka menentukan model *Box-Jenkins* yaitu model AR, MA, dan ARMA.
   b. Jika data tidak stasioner dilakukan proses diferesiasi/ditransformasi terhadap data sehingga diperoleh data yang sudah stasioner. Jika data yang telah didiferensiasi/ditransformasi sudah stasioner maka menentukan model *Box-Jenkins*.
4. Mengidentifikasi model *Box-Jenkins* dengan menggunakan metode pemilihan model melalui korelogram ACF dan PACF.
5. Mengestimasi parameter model *Box-Jenkins* terbaik dengan melihat nilai probabilitas dari koefisien parameter dan melihat model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC dan SC terkecil.
6. Mengevaluasi model *Box-Jenkins* dengan cara pengujian terhadap residualnya.
7. Mengidentifikasi efek ARCH pada residual model *Box-Jenkins*. Pengujian efek ARCH dilakukan dengan cara melihat probabilitas residual kuadrat dan dengan Uji ARCH-LM.
8. Untuk data yang mengalami efek ARCH akan dilakukan model ARCH-GARCH untuk mengatasi heteroskedastisitasnya. Kemudian dilakukan Estimasi parameter model ARCH-GARCH dan dilakukan evaluasi untuk memilih model ARCH-GARCH terbaik dengan kriteria AIC dan SC.
9. Melakukan pengujian efek asimetris pada model GARCH. Pengujian dilakukan dengan melihat korelasi antara ε_t^2 (standar residual kuadrat model

Box-Jenkins) dengan ε_{t-p}(l*ag* standar residual model GARCH) dengan menggunakan *cross correlation* dan dengan uji *Sign Bias Test.*

a. Jika volatilitas data bersifat simetris, maka tetap digunakan model GARCH.

b. Jika volatilitas data bersifat asimetris, maka digunakan model APARCH.

10. Membentuk model dan mengestimasi parameter model APARCH.
11. Mengevaluasi model APARCH dengan menggunakan uji keberartian koefisien dan uji perbandingan untuk memilih model terbaik dengan nilai AIC dan SC.
12. Melakukan peramalan ragam dengan model APARCH untuk *return* penutupan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk. periode-periode selanjutnya.

V. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Model Aparch dapat digunakan untuk mengatasi data yang bersifat asimetris pada volatilitasnya. Model Aparch terbaik yang diperoleh untuk mengatasi asimetris pada volatilitas data *return* penutupan saham PT Unilever Indonesia Tbk. adalah model APARCH (1,3). Dengan persamaan ragamnya :

   $\sigma_t^{1.209624} = 0.000675 + 0.234766\,(|\varepsilon_{t-1}| - 0.308938\,\varepsilon_{t-1})^{1.209624} +$

   $1.432246\,(\sigma_{t-1})^{1.209624} - 0.775210(\sigma_{t-2})^{1.209624} + 0.149835(\sigma_{t-3})^{1.209624}$

2. Hasil peramalan ragam *return* penutupan saham PT Unilever Indonesia Tbk. dengan menggunakan model Aparch (1,3) yaitu mengalami peningkatan dari periode hari ke-1 sebesar 0.00018 sampai dengan periode hari ke-10 sebesar 0.00111.

DAFTAR PUSTAKA

Abraham, B. dan Johannes L. 2005. *Statistical Methodes for Forecasting*. John Wiley and Sons Inc., New Jersey.

Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*. **31**(3): 307-327

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

Brigham, E. F. dan Houston. 2006. *Fundamental of Financial Management : Dasar-Dasar Managemen Keuangan*. Ed ke-10. Salemba Empat, Jakarta.

Engle, R. F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimares of The Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrics*. **50**(4): 987-1008.

Francq, C. dan Zakoian, J. M. 2010. *Garch Model*. John Wiley and Sons Ltd., United Kingdom.

Hogg, R. V. dan Craig, A. T. 1995. *Introduction to Mathematical Statistics*. Ed ke-5, Prentice-Hall Inc., New Jersey.

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

Juanda, B. dan Junaidi. 2012. *Ekonometrioka Deret Waktu Teori dan Aplikasi*. IPB PRESS, Bogor.

Laurent, S. 2004. Analytical Derivates of The APARCH Model. *Computational Economics*. **24**(1): 51-57

Makridakis. 1995. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Erlangga, Jakarta

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

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

Tagliafchi, R. A. 2003. *The GARCH model and Their Application to VaR*. Buenos Aires, Argentina.

Wei, W.W. 2006. *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*. Ed ke-2. Pearson, New York