

**ANALISIS DATA *RETURN* SAHAM MENGGUNAKAN MODEL
*DYNAMIC CONDITIONAL CORRELATION-GENERALIZED
AUTOREGRESSIVE HETEROSCEDATIC*
(DCC-GARCH) (1,1)**

(Skripsi)

Oleh

DEA ELIZABET SIRAIT



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2018**

ABSTRACT

ANALYSIS OF STOCK RETURN DATA USING *DYNAMIC CONDITIONAL CORRELATION-GENERALIZED AUTOREGRESSIVE HETEROSCEDASTIC* (DCC-GARCH) (1,1)

By

Dea Elizabet Sirait

Multivariate financial time series data usually have high volatility and heterogeneous variation, especially in data of stock return. Besides of heterogeneous variety, the unavoidable thing is the correlation between variables and time. So to overcome this, one of the MGARCH model DCC-GARCH (1,1) is considered the best to overcome it. This model considered the best because the basic idea of DCC-GARCH (1,1) is to model the variance and conditional correlation on time variable so it is possible to overcome the asymmetric dynamics of volatility . The purpose of this research is to get DCC-GARCH (1,1) model and to forecast return daily data return of three stocks namely PT. Bank Negara Indonesia Tbk., PT. Bank Rakyat Indonesia Tbk., and PT. Bank Mandiri Tbk. from February 2010 to August 2017. The best model of the data is VAR (1) and DCC-GARCH (1,1). Forecast results for the next 20 periods are good enough and all values are within the confidential interval 95%.

Key words: heteroscedasticity, volatility, DCC-GARCH (1,1)

ABSTRAK

ANALISIS DATA *RETURN* SAHAM MENGGUNAKAN MODEL *DYNAMIC CONDITIONAL CORRELATION-GENERALIZED AUTOREGRESSIVE HETEROSCEDATIC* (DCC-GARCH) (1,1)

Oleh

Dea Elizabet Sirait

Perilaku data runtun waktu finansial multivariat pasti memiliki volatilitas yang tinggi dan ragam yang heterogen, khususnya pada data return. Selain ragam yang heterogen, hal yang tidak dapat dihindari adalah korelasi antar variabel dan waktu. Sehingga untuk mengatasi hal tersebut salah satu model MGARCH yaitu DCC-GARCH (1,1) dianggap paling baik dalam pemodelannya. Hal ini didasarkan ide dasar model DCC-GARCH (1,1) memiliki ide dasar yaitu varians dan korelasi bersyarat sehingga model ini yaitu memodelkan varians dan korelasi bersyarat untuk mengatasi dinamika asimetris volatilitas. Tujuan penelitian ini adalah mendapatkan model DCC-GARCH (1,1) dan untuk meramalkan data return harian tiga saham yaitu PT. Bank Negara Indonesia Tbk., PT. Bank Rakyat Indonesia Tbk., dan Bank Mandiri Tbk. dari Februari 2010 hingga Agustus 2017. Model yang didapat adalah VAR (1) dan DCC-GARCH (1,1). Hasil ramalan untuk 20 periode berikutnya cukup baik dan semua nilai berada didalam interval konfidensi 95%.

Kata kunci: heteroskedatisitas, volatilitas, DCC-GARCH (1,1)

**ANALISIS DATA *RETURN* SAHAM MENGGUNAKAN MODEL
*DYNAMIC CONDITIONAL CORRELATION-GENERALIZED
AUTOREGRESSIVE HETEROSCEDATIC*
(DCC-GARCH) (1,1)**

Oleh

Dea Elizabet Sirait

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA SAINS

pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2018**

Judul Skripsi

: **ANALISIS DATA RETURN SAHAM
MENGUNAKAN MODEL *DYNAMIC
CONDITIONAL CORRELATION -
GENERALIZED AUTOREGRESSIVE
HETEROSCEDASTIC (DCC-GARCH) (1,1)***

Nama Mahasiswa

: **Dea Elizabet Sirait**

Nomor Pokok Mahasiswa: 1417031039

Program Studi

: Matematika

Fakultas

: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Mustofa

Khoirin Nisa

Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D
NIP. 19570101 198403 1 020

Dr. Khoirin Nisa, M.Si
NIP. 19740726 200003 2 001

2. Ketua Jurusan Matematika

Wamilliana

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

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

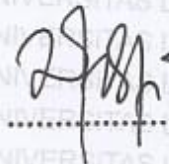
Ketua : Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D



Sekretaris : Dr. Kholirin Nisa, M.SI



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



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

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



Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 7 Maret 2018

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : **Dea Elizabet Sirait**
Nomor Pokok Mahasiswa : **1417031039**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **Analisis Data *Return* Saham Menggunakan Model *Dynamic Conditional Correlation – Generalized Autoregressive Heteroscedastic (DCC-GARCH) (1,1)***

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, 7 Maret 2018

Penulis



Dea Elizabet Sirait

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Dea Elizabet Sirait, anak kedua dari empat bersaudara dari pasangan Bapak Mintahari Sirait dan Ibu Rosmala Hutagalung. Penulis dilahirkan di Bandar Lampung pada tanggal 26 Juli 1996.

Penulis menyelesaikan pendidikan di Sekolah Dasar Fransiskus II Rawalaut pada tahun 2008, Sekolah Menengah Pertama Fransiskus Pasir Gintung pada tahun 2011, dan Sekolah Menengah Atas Negeri 9 Bandar Lampung 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 Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SNMPTN).

Selama kuliah penulis aktif di Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) sebagai Gematika pada tahun 2014/2015, Anggota Bidang Eksternal pada tahun 2015/2016 dan Sekretaris Bidang Eksternal pada tahun 2016. Pada tahun 2017 sebagai bentuk aplikasi bidang ilmu kepada masyarakat penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata di Desa Bunut, Kecamatan Way Ratai, Pesawaran, dan melaksanakan Praktik Kerja Lapangan di Kantor Otoritas Jasa Keuangan (OJK) Provinsi Lampung.

KATA INSPIRASI

“Serahkanlah hidupmu kepada Tuhan dan percayalah kepada-Nya, dan Ia akan bertindak.”

(Mazmur 37:5)

“Kuatkanlah hatimu, berusahalah, Jangan Takut, Tuhan akan menyertaimu!”

(Anonim)

PERSEMBAHAN

Ku persembahkan karya kecil ini teruntuk

Bapak, Mamak, Abang, Juan, dan Alos ,keluarga terindah yang ada dalam hidup penulis. Terimakasih untuk kasih sayang dan doa yang selalu diberikan

Dosen Pembimbing dan Penguji yang sangat berjasa dan selalu memotivasi penulis

Para Dosen dan Staff Jurusan Matematika FMIPA Unila yang memberikan ilmu bermanfaat kepada penulis

Sanfernando Napitu yang tiada henti memotivasi, mendukung, dan memberi semangat kepada penulis

Sahabat seperjuangan, terima kasih atas kebersamaan, canda tawa, doa dan semangat yang diberikan

Para rekan kerja Himpunan Mahasiswa Matematika FMIPA Universitas Lampung

Universitas Lampung

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 “**Analisis Data Return Saham Menggunakan Model *Dynamic Conditional Correlation–Generalized Autoregressive Heteroscedastic (DCC-GARCH) (1,1)***”.

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. Bapak Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D. selaku dosen pembimbing utama yang memberikan motivasi, bimbingan, pengarahan, dan saran kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi.
2. Ibu Dr. Khoirin Nisa, M.Si selaku pembimbing kedua yang memberikan saran, solusi serta pembelajaran yang sangat bermanfaat bagi penulis.
3. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si selaku pembahas dan penguji skripsi yang telah memberikan evaluasi dan saran bagi perbaikan skripsi penulis.
4. Bapak Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., 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. Bapak, Mamak, Abang, Juan, dan Alos terkasih, yang selalu memberikan kasih sayang, cinta kasih, waktu, dukungan, pengorbanan, dan doa untuk keberhasilan penulis,
9. Sanfernando Napitu, partner terbaik dan terkasih, terimakasih atas semua kasih sayang dan kesetiaan dalam menemani penulis dalam suka dan duka.
10. FIM yang selalu menemani dari awal perkuliahan Yola, Syafa, Wika, Ecy, Lena, Amoy, Ananda, Olin, Pule, Geta, Dandy, Zulfi, Fajar, dan Arif.
11. Sahabat Matematika 2014, Dessy, Anin, Annisa'ul, Nanda, Ratna, Aldo, Raka, Redi, Rama, Alvin serta rekan-rekan seperjuangan Matematika 2014.
12. Keluarga Besar HIMATIKA Unila.
13. 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, 28 Februari 2018

Penulis

Dea Elizabet Sirait

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah	1
1.2 Batasan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 <i>Return</i>	6
2.2 Jenis Data Berdasarkan Waktu Pengumpulannya	7
2.3 Analisis Deret Waktu Multivariat	8
2.4 Stasioneritas	8
2.5 Fungsi Autokorelasi	9
2.6 Pembedaan (<i>Differencing</i>).....	10
2.7 Uji Akar Unit.....	10
2.8 Proses <i>White Noise</i>	11
2.9 Volatilitas	12
2.10 Model Autoregressive (AR)	13
2.11 Model VAR	14
2.11.1 Pendugaan Parameter VAR	15
2.11.1.1 <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE)	15
2.12 Heteroskedastisitas	17
2.13 GARCH Univariat	18
2.14 Model GARCH Multivariat.....	18
2.14.1 Estimasi Model M-GARCH	20
2.14.1.1 <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE)	20
2.15 <i>Dynamic Conditonal Correlation</i> (DCC) GARCH.....	21
2.16 Model Pemeriksaan Diagnostik.....	23
2.16.1 Model Pemeriksaan Diagnostik Multivariat	23
2.16.2 Model Pemeriksaan Univariat	25

III. METODOLOGI PENELITIAN	26
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	26
3.2 Data Penelitian.....	26
3.3 Metode Penelitian	27
3.4 Diagram Alir Model DCC-GARCH (1,1)	28
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	30
4.1 Analisis Data.....	30
4.2 Identifikasi Data	33
4.3 Estimasi Model VAR.....	37
4.4 Pendugaan Parameter dan Uji Signifikansi Model	38
4.5 Evaluasi Model VAR	42
4.6 Pendugaan Parameter Model DCC-GARCH (1,1)	45
4.7 Peramalan	47
V. KESIMPULAN	54

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Hasil <i>Output Summary Statistic</i>	31
2. Estimasi Korelasi Antar Variabel.....	32
3. Uji ADF Data <i>Return</i> Saham BBNIJK	34
4. Uji ADF Data <i>Return</i> Saham BBRIJK	36
5. Uji ADF Data <i>Return</i> Saham BMRIJK.....	37
6. Estimasi Model VAR terbaik	38
7. Hasil Pendugaan Parameter Model VAR (1)	39
8. Hasil Pendugaan Parameter Model VAR (3).....	39
9. Uji Portmenatau	43
10. Uji Normalitas <i>Jarque-Bera</i>	43
11. Uji F	44
12. Hasil <i>Output</i> Parameter DCC-GARCH (1,1)	45
13. Ramalan Data <i>Return</i> Harian	47
14. Hasil Kriteria Informasi Model DCC-GARCH (1,1)	53

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Plot Data <i>Return</i> Saham BBNIJK.....	33
2. Plot Data Return Saham BBRIJK	35
3. Plot Data Return Saham BMRIJK	36
4. Model DCC-GARCH (1,1) pada <i>Return</i> Saham BBNIJK.....	50
5. Grafik Ramalan Data <i>Return</i> PT. Bank Negara Indonesia Tbk.	50
6. Model DCC-GARCH (1,1) pada <i>Return</i> Saham BBRIJK.....	51
7. Grafik Ramalan Data <i>Return</i> PT. Bank Rakyat Indonesia Tbk.	51
8. Model DCC-GARCH (1,1) pada <i>Return</i> Saham BMRIJK.....	52
9. Grafik Ramalan Data <i>Return</i> PT. Bank Mandiri Tbk.	52

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Untuk menganalisa secara kuantitatif data *time series* dengan melibatkan lebih dari satu variabel atau dalam kasus *multivariate time series* digunakan metode *Vector Autoregressive* (VAR). Namun dalam pengaplikasiannya, model VAR dinilai kurang baik dalam pengaplikasian pada data finansial. Data finansial biasanya memiliki ciri volatilitas yang tinggi sehingga cenderung memiliki efek heteroskedastisitas. Model yang memungkinkan untuk mengatasi hal tersebut adalah M-GARCH. *Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (M-GARCH) adalah bentuk multivariat dari GARCH. Model M-GARCH memiliki kelebihan yaitu memungkinkan matriks kovarian sebelumnya dari variabel independen untuk mengikuti struktur dinamis yang fleksibel. M-GARCH memiliki beberapa model, seperti *Baba-Engle-Kraft-Kroner* (BEKK) , *Constant Conditional Correlation* (CCC) , dan *Dynamic Conditional Correlation* (DCC).

DCC GARCH adalah salah satu model yang ide dasarnya yaitu varians bersyarat dan korelasi sehingga model ini memungkinkan untuk mengatasi dinamika asimetris volatilitas. Model DCC adalah lanjutan dari model CCC. Pada model

CCC , matriks korelasi bersyarat dianggap konstan terhadap waktu, namun menurut Bollerslev's (1990) model dengan korelasi bersyaratnya konstan terhadap waktu seakan membatasi dalam praktiknya. Sehingga oleh Engle (2002) dan Tse dan Tsui (2002) digagaskan generalisasi model dari Bollerslev's dengan membuat model matriks korelasi bersyarat bergantung terhadap waktu yang disebut DCC. DCC merupakan model yang cukup baik dalam memodelkan analisis data deret waktu multivariat karena model DCC menggunakan informasi masa lalu untuk memperkirakan korelasi pada nilai return saham sebagai fungsi volatilitas masa lalu.

DCC GARCH (1,1) adalah salah satu bentuk model M-GARCH dengan mengaplikasikan model GARCH (1,1) pada varians bersyarat nya. Model GARCH sendiri adalah sebuah model time series dengan bentuk *autoregressive* yang dimana model variasi waktu dibangun sebagai varians bersyarat pada model ini. GARCH (1,1) adalah model GARCH dengan orde *autoregressive* (AR) 1 dan orde *moving average* (MA) juga 1. Pada model DCC akan dibangun dari dua matriks, yaitu matriks variasi waktu yang berbeda-beda dari proses GARCH univariat, yang dimana dalam penelitian ini menggunakan GARCH (1,1), dan matriks korelasi bersyarat yang dibangun oleh nilai error ε_t . Sehingga , korelasi bersyarat ini merupakan kovarians bersyarat antar nilai errornya.

Dalam pengaplikasiannya, data yang cukup baik untuk dimodelkan dan memiliki volatilitas yang tinggi adalah data saham. Saham merupakan salah satu bentuk investasi yang banyak dipilih oleh masyarakat. Saham dipilih karena dianggap

sebagai investasi yang menjanjikan bagi investor. Saham diterbitkan oleh perusahaan guna mendapatkan modal. Menurut Mishkin (2001), saham sendiri memiliki arti, yaitu suatu sekuritas yang memiliki klaim terhadap pendapatan dan aset sebuah perusahaan. Saham berupa surat berharga bukti penyetoran dana dari investor kepada perusahaan. Perusahaan yang menerbitkan saham untuk dimiliki masyarakat disebut perusahaan terbuka (*Go Public*). Mekanisme perdagangan diatur oleh Bursa Efek Indonesia (BEI) dibawah pengawasan Otoritas Jasa Keuangan (OJK).

Dalam teknikal analisis data saham digunakan tiga data, yaitu harga *open*, harga *high* dan *low*, dan harga *close*. Dalam penelitian ini akan digunakan data harga *close*. Harga *close* adalah harga terpenting dalam analisis dikarenakan harga *close* mencerminkan semua informasi yang ada pada semua pelaku pasar pada satu perdagangan saham tersebut berakhir. Dari data *close* tersebut dapat diamati data *return*. Data *return* adalah data untuk melihat hasil keuntungan atau kerugian yang diperoleh dari hasil investasi. Data *return* didapat dari perhitungan harga *close* saham pada periode ke-*i* dikurang dengan harga *close* saham pada periode sebelumnya (*i-1*) dibagi dengan harga *close* saham pada periode sebelumnya.

Dalam investasi saham pengamatan naik turunnya harga saham tersebut haruslah menjadi acuan bagi investor. Hal inilah yang disebut nilai volatilitas. Menurut Firmansyah (2006), volatilitas merupakan pengukuran statistik untuk fluktuasi harga suatu sekuritas atau komoditas selama periode tertentu. Semakin tinggi volatilitas, maka semakin tinggi pula tingkat ketidakpastian dari imbal hasil

saham yang dapat diperoleh. Oleh karena itu, pemodelan volatilitas sangatlah diperlukan.

Penelitian ini akan menganalisis harga *return* harian 3 saham, yaitu tiga saham perusahaan *Go Public* yang tergabung dalam saham LQ 45 yaitu PT. Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk (BBNI.JK) , PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI.JK), dan PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk. (BBRI.JK) pada periode Februari 2010 sampai Agustus 2017. Dengan tujuan yaitu mendapatkan model volatilitas dan memprediksi data harga *return* harian saham dengan metode DCC-GARCH (1,1) .

1.2 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah penggunaan model GARCH yang akan digunakan adalah GARCH (1,1).

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian tugas akhir ini adalah :

1. Mengkaji model DCC-GARCH (1,1) sebagai pengaplikasian analisis data time series multivariat.
2. Menerapkan model DCC-GARCH (1,1) pada data harga *return* 3 saham untuk memperoleh model terbaik dan memprediksi atau meramalkannya.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah:

1. Menambah pengetahuan dan pengalaman penulis agar dapat mengembangkan ilmu yang diperoleh selama mengikuti perkuliahan di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
2. Dapat mengetahui tahapan analisis dengan menggunakan metode DCC-GARCH (1,1)
3. Dapat menerapkan model DCC-GARCH (1,1) pada studi kasus untuk mendapatkan model terbaik dan memprediksi atau meramalkannya pada periode selanjutnya.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Return*

Sebagian besar penelitian mengenai keuangan biasanya melibatkan data *returns*, dibandingkan harga dari sebuah aset. Ada dua alasan mengapa hal ini terjadi, pertama, untuk rata-rata investor, pengembalian aset komplit dan merupakan ringkasan bebas dari peluang investasi. Kedua, data *return* lebih mudah untuk dikendalikan dibandingkan data harga karena bentuknya lebih memiliki sifat statistik yang menarik. Dalam penghitungan data *return* ada beberapa waktu, salah satunya perhitungan *return* sederhana dalam satu periode. Dalam perhitungan ini satu periode yang dimaksud adalah waktu saat $t-1$ sampai dengan t , perhitungan ini dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$1 + R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} \text{ atau } P_t = P_{t-1}(1 + R_t)$$

Sehingga,

$$R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1 = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

Dalam analisisnya data *return* bisa bernilai positif ataupun negatif. Jika bernilai positif berarti mendapatkan keuntungan atau *Capital Gain*, namun apabila bernilai

negatif berarti mendapatkan kerugian atau *Capital Lost*. Hal ini bergantung pada nilai saham pada periode sebelumnya, apabila data pada $t-1$ lebih besar dari periode t akan bernilai negatif, sedangkan bila data pada $t-1$ lebih kecil dibandingkan pada periode t maka akan bernilai positif (Tsay, 2005).

2.2 Jenis Data Berdasarkan Waktu Pengumpulannya

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

1. Data *Time series*

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

2. Data *Cross-section*

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

3. Data Panel

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

2.3 Analisis Deret Waktu Multivariat

Time series merupakan serangkaian observasi terhadap suatu variabel yang diambil secara beruntun berdasarkan interval waktu yang tetap (Wei, 2006). Analisis deret waktu multivariat memperhitungkan secara bersama sejumlah data deret waktu. Ini adalah cabang dari analisis statistik multivariat namun lebih spesifik pada data dependent. Umumnya, analisis deret waktu multivariat lebih rumit dibandingkan analisis deret waktu univariat apabila jumlah data yang dikaji besar. Dalam pembelajaran analisis deret waktu multivariat meliputi tentang hubungan dinamis antar variabel dan peningkatan akurasi prediksi data yang akan dianalisis. Misalkan, pada data akan diprediksi z_{T+1} berdasarkan data $\{z_1, \dots, z_T\}$ maka model yang didapat adalah :

$$\hat{z}_{T+1} = g(z_T, z_{T-1}, \dots, z_1)$$

dimana : \hat{z}_{T+1} : prediksi dari z_T

$g(\cdot)$: fungsi yang sesuai

Tujuan dari analisis deret waktu multivariat adalah untuk menentukan fungsi $g(\cdot)$ berdasarkan data yang tersedia (Tsay, 2014).

2.4 Stasioneritas

Stasioner berarti bahwa tidak terdapat perubahan drastis pada data. Fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Stasioneritas dibagi menjadi 2 yaitu :

1. Stasioner dalam rata-rata

Stasioner dalam rata-rata adalah fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak bergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Dari bentuk plot data seringkali dapat diketahui bahwa data tersebut stasioner atau tidak stasioner

2. Stasioner dalam variansi

Sebuah data *time series* dikatakan stasioner dalam variansi apabila struktur dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah. Secara visual untuk melihat hal tersebut dapat dibantu dengan menggunakan plot *time series*, yaitu dengan melihat fluktuasi data dari waktu ke waktu (Wei, 2006).

2.5 Fungsi Autokorelasi

Dari proses stasioner suatu data *time series* (X_t) diperoleh $E(X_t) = \mu$ dan variansi $\text{Var}(X_t) = E(X_t - \mu)^2 = \sigma^2$ yang konstan dan kovarian $\text{Cov}(X_t, X_{t+k})$, yang fungsinya hanya pada perbedaan waktu $|t - (t-k)|$. Maka dari itu, hasil tersebut dapat ditulis sebagai kovariansi antara X_t dan X_{t+k} sebagai berikut :

$$\gamma = \text{Cov}(X_t, X_{t+k}) = E(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu)$$

dan korelasi antara X_t dan X_{t+k} didefinisikan sebagai :

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(X_t, X_{t+k})}{\text{Var} X_t \text{Var}(X_{t+k})} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

dimana notasi $\text{Var}(X_t)$ dan $\text{Var}(X_{t+k}) = \gamma_0$. Sebagai fungsi dari k , γ_k disebut fungsi autokovarian dan ρ_k disebut fungsi autokorelasi. Dalam analisis *time*

series, γ_k dan ρ_k menggambarkan kovarian dan korelasi antara X_t dan X_{t+k} dari proses yang sama, hanya dipisahkan oleh *lag* ke- k .

2.6 Pembedaan (*Differencing*)

Ketika data tidak mempunyai rata-rata yang konstan, kita dapat membuat data baru dengan rata-rata konstan dengan cara pembedaan data, artinya kita menghitung perubahan pada data secara berturut-turut. Pembedaan pertama atau $d=1$ dirumuskan:

$$W_t = X_t - X_{t-1}$$

Jika pembedaan pertama $d=1$ belum membuat seri data mempunyai rata-rata yang konstan, maka dilakukan pembedaan ke-2 atau $d=2$ yang berarti kita menghitung perbedaan pertama dari perbedaan pertama. Kita definisikan W^*_t sebagai pembedaan pertama dari z_t sehingga rumus untuk pembedaan kedua $d=2$ sebagai berikut :

$$\begin{aligned} W_t &= W^*_t - W^*_{t-1} \\ &= (X_t - X_{t-1}) - (X_{t-1} - X_{t-2}) \end{aligned}$$

(Pankratz, 1991).

2.7 Uji Akar Unit

Uji akar unit yaitu untuk memeriksa kestasioneran, meskipun dapat diidentifikasi secara visual sering kali diperlukan uji formal untuk mengetahui kestasioneran data. Uji formal ini dikenal sebagai uji akar, uji yang biasa digunakan adalah *Augmented*

Dickey Fuller (ADF), pengujian dengan menggunakan metode ADF menyatakan data bersifat stasioner jika hasil ADF lebih kecil dari nilai kritis 5%. Adapun persamaan ADF sebagai berikut :

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + e_t \quad ; -1 \leq \rho \leq 1 \quad (2.1)$$

Dimana apabila $\rho=1$ maka memiliki akar unit, jika $\rho < 1$ maka dengan mengurangi Y_{t-1} dikedua ruas pada persamaan 2.1 sehingga berlaku :

$$\begin{aligned} Y_t - Y_{t-1} &= \rho Y_{t-1} + e_t \\ \Delta Y_t &= (\rho - 1)Y_{t-1} + e_t \\ &= \delta Y_{t-1} + e_t \end{aligned}$$

Dengan $\delta = (\rho-1) = 0$ atau $\rho = 1$ yang berarti data tidak bersifat stasioner.

Hipotesis : H_0 = data tidak stasioner

H_1 = data stasioner

Jika $p\text{-value} < \alpha$ maka tolak H_0 yang berarti persamaan tidak mengandung akar unit sehingga data stasioner (Gujarati & Porter, 2009).

2.8 Proses *White Noise*

Sebuah proses $\{a_t\}$ dikatakan proses *white noise* apabila ada barisan *random variable* yang berkorelasi dari distribusi tetap dengan nilai rata-rata konstan $E(a_t) = \mu_a$ yang diasumsikan sama dengan 0, varians konstan $\text{Var}(a_t) = \sigma_a^2$ dan $\gamma_k = \text{Cov}(a_t, a_{t+k}) = 0$ untuk semua $k \neq 0$. Proses tersebut mengikuti proses *white noise* $\{a_t\}$ adalah stasioner dengan fungsi autokovarians :

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_a^2 & k = 0 \\ 0 & k \neq 0 \end{cases}$$

Fungsi autokorelasi :

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

Fungsi parsial autokorelasi :

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1 & k = 0 \\ 0 & k \neq 0 \end{cases}$$

Dengan definisi $\rho_0 = \phi_{00} = 1$ untuk setiap proses autokorelasi dan autokorelasi parsial, akan lebih diarahkan kepada ρ_k dan ϕ_{kk} untuk $k \neq 0$. Fenomena dasar dari proses *white noise* adalah ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) mendekati nilai 0.

2.9 Volatilitas

Volatilitas digunakan sebagai salah satu ukuran untuk melihat seberapa besar dan seringnya perubahan atau fluktuasi yang terjadi pada indikator-indikator ekonomi. Biasanya besaran ini dinyatakan sebagai standar deviasi perubahan data deret waktu keuangan. Ukuran volatilitas menurut Gujarati (2003) adalah :

$$X_t^2 = (dW_t^* - d\overline{W}_t)^2$$

dengan : X_t^2 = nilai volatilitas

dW_t^* = nilai *differencing*

$d\overline{W}_t$ = rata-rata *differencing*

2.10 Model Autoregressive (AR)

Bentuk umum orde ke- p model *autoregressive* adalah :

$$x_t = \delta + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

Dimana ε_t white noise. Persamaan (2.2) dapat juga ditulis :

$$\Phi B x_t = \delta + \varepsilon_t$$

dimana $\Phi B = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$.

untuk AR (p) stasioner :

$$E(X_t) = \mu = \frac{\delta}{1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p}$$

dan

$$\begin{aligned} \gamma(k) &= Cov(y_t, y_{t-k}) \\ &= Cov(\delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t, y_{t-k}) \quad (2.3) \\ &= \sum_{i=1}^p \phi_i Cov(y_{t-i}, y_{t-k}) + Cov(\varepsilon_t, y_{t-k}) \\ &= \sum_{i=1}^p \phi_i \gamma(k-i) + \begin{cases} \sigma^2 & \text{saat } k = 0 \\ 0 & \text{saat } k > 0 \end{cases} \end{aligned}$$

Kemudian kita miliki,

$$\begin{aligned} \gamma(0) &= \sum_{i=1}^p \phi_i \gamma(i) + \sigma^2 \\ \Rightarrow \gamma(0) \left[1 - \sum_{i=1}^p \phi_i \rho(i) \right] &= \sigma^2 \end{aligned}$$

Hasil pembagian persamaan (2.3) dengan $\gamma(0)$ untuk $k > 0$ dapat digunakan untuk mencari nilai ACF pada proses AR (p) yang memenuhi persamaan *Yule-Walker* :

$$\rho(k) = \sum_{i=1}^p \phi_i \rho(k-i), \quad k = 1, 2, \dots$$

(Montgomery, Jennings, & Kulachi, 2008).

2.11 Model VAR

Menurut Tsay (2014), untuk menganalisis secara kuantitatif data *time series* dengan melibatkan lebih dari satu variabel (*multivariate time series*) digunakan metode *Vektor Autoregressive* (VAR). Metode VAR memperlakukan semua variabel secara simetris. Satu vektor berisi lebih dari dua variabel dan pada sisi kanan terdapat nilai *lag* (*lagged value*) dari variabel tak bebas sebagai representasi dari sifat *autoregressive* dalam model. Model VAR (p) dapat ditulis dalam persamaan berikut :

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

dimana : Y_t = elemen vektor observasi pada waktu t berukuran $n \times 1$

ϕ_i = matriks berukuran $n \times n$ yang merupakan koefisien dari matriks

Y_{t-1} , untuk $i = 1, 2, \dots, p$

p = panjang lag

ε_t =vektor dari *shock* terhadap masing-masing variabel berukuran $n \times 1$

2.11.1 Pendugaan Parameter VAR

2.11.1.1 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Menurut Tsay (2014), misalkan \mathbf{a}_t dari model VAR (p) mengikuti distribusi normal *multivariate*. Dengan $z_{h:q}$ melambangkan pengamatan dari $t=h$ ke $t=q$. Maka, fungsi kondisional *likelihood* dari data dapat ditulis sebagai :

$$\begin{aligned}
 L(z_{(p+1):T} | z_{1:p}, \beta, \Sigma_a) &= \prod_{t=p+1}^T p(z_{(p+1):T} | z_{1:p}, \beta, \Sigma_a) \\
 &= \prod_{t=p+1}^T p(\mathbf{a}_t | z_{1:p}, \beta, \Sigma_a) \\
 &= \prod_{t=p+1}^T p(\mathbf{a}_t | \beta, \Sigma_a) \\
 &= \prod_{t=p+1}^T \frac{1}{(2\pi)^{k/2} |\Sigma_a|^{1/2}} \exp \left[\frac{-1}{2} \mathbf{a}_t' \Sigma_a^{-1} \mathbf{a}_t \right] \\
 &\quad \alpha |\Sigma_a|^{-(T-p)/2} \exp \left[\frac{-1}{2} \sum_{t=p+1}^T \text{tr}(\mathbf{a}_t' \Sigma_a^{-1} \mathbf{a}_t) \right]
 \end{aligned}$$

Fungsi *log-likelihood* menjadi :

$$\begin{aligned}
 \ell(\beta, \Sigma_a) &= c - \frac{T-p}{2} \log(|\Sigma_a|) - \frac{1}{2} \sum_{t=p+1}^T \text{tr}(\mathbf{a}_t' \Sigma_a^{-1} \mathbf{a}_t) \\
 &= c - \frac{T-p}{2} \log(|\Sigma_a|) - \frac{1}{2} \sum_{t=p+1}^T \text{tr}(\Sigma_a^{-1} \sum_{t=p+1}^T \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t')
 \end{aligned}$$

Dimana c adalah nilai konstan dan kita gunakan sifat bahwa $\text{tr}(\mathbf{CD})$ dan $\text{tr}(\mathbf{C} + \mathbf{D}) = \text{tr}(\mathbf{C}) + \text{tr}(\mathbf{D})$. Perlu diperhatikan bahwa $\sum_{t=p+1}^T \mathbf{a}_t \mathbf{a}_t' = \mathbf{A}'\mathbf{A}$ dimana $\mathbf{A} = \mathbf{Z} - \mathbf{X}\beta$ adalah matriks error, kita dapat menulis ulang fungsi *log-likelihood* VAR(p) sebagai berikut :

$$\ell(\beta, \Sigma_a) = c - \frac{T-p}{2} \log(|\Sigma_a|) - \frac{1}{2} S(\beta)$$

Karena matriks parameter β hanya muncul pada bagian akhir $\ell(\beta, \Sigma_a)$, memaksimalkan fungsi *log-likelihood* terhadap β sama dengan meminimalisir $S(\beta)$. Konsekuensinya, estimasi ML dari β sama dengan estimasi LS. Selanjutnya, pendugaan turunan parsial dari fungsi *log-likelihood* dengan pendekatan terhadap Σ_a .

Sehingga :

$$\frac{\partial \ell(\hat{\beta}, \Sigma_a)}{\partial \Sigma_a} = -\frac{T-p}{2} \Sigma_a^{-1} + \frac{1}{2} \Sigma_a^{-1} \hat{A}' \hat{A} \Sigma_a^{-1}$$

Penyamaan persamaan prior normal menjadi 0, didapatkan estimasi ML dari Σ_a adalah :

$$\hat{\Sigma}_a = \frac{1}{T-p} \hat{A}' \hat{A} = \frac{1}{T-p} \hat{a}_t \hat{a}_t'$$

Estimasi ML dari Σ_a hanyalah secara asimtotik tidak bias. Akhirnya, matriks Hessian dari β dapat didapatkan dengan menerapkan turunan parsial, sebagai berikut :

$$-\frac{\partial^2 \ell(\beta, \Sigma_a)}{\partial \text{vec}(\beta) \partial \text{vec}(\beta)'} = \frac{1}{2} \frac{\partial^2 S(\beta)}{\partial \text{vec}(\beta) \partial \text{vec}(\beta)'} = \Sigma_a^{-1} \otimes X'X$$

Invers dari matriks Hessian memberikan matriks kovarians asimtotik dari estimasi ML dari $\text{vec}(\beta)$. Sehingga :

$$\begin{aligned} -\frac{\partial^2 \ell(\beta, \Sigma_a)}{\partial \text{vec}(\beta) \partial \text{vec}(\beta)'} &= \frac{T-p}{2} (\Sigma_a^{-1} \otimes \Sigma_a^{-1}) - \frac{1}{2} [(\Sigma_a^{-1} \otimes \Sigma_a^{-1}) \hat{A}' \hat{A} \Sigma_a^{-1}] \\ &\quad - \frac{1}{2} [\hat{A}' \hat{A} \Sigma_a^{-1} (\Sigma_a^{-1} \otimes \Sigma_a^{-1})]. \end{aligned}$$

Sebagai akibatnya, didapatkan :

$$-E \left(\frac{\partial^2 \ell(\beta, \Sigma_a)}{\partial \text{vec}(\Sigma_a) \partial \text{vec}(\Sigma_a)'} \right) = \frac{T-p}{2} (\Sigma_a^{-1} \otimes \Sigma_a^{-1}).$$

Sehingga, jika diberikan kumpulan data $\{z_1, \dots, z_T\}$, *likelihood* maksimum dari model VAR (p) adalah :

$$L(\hat{\beta}, \hat{\Sigma}_a | z_{1:p}) = (2\pi)^{-k(T-p)/2} |\hat{\Sigma}_a|^{-(T-p)/2} \exp \left[-\frac{k(T-p)}{2} \right].$$

2.12 Heteroskedastisitas

Data deret waktu bidang keuangan yang memperlihatkan adanya periode-periode dengan volatilitas besar diikuti oleh periode-periode yang relatif stabil, menunjukkan asumsi galat konstan menjadi tidak terpenuhi. Dalam deret waktu terdapat proses galat yang biasanya dinotasikan dengan e_t , salah satu asumsi yang harus dipenuhi adalah asumsi heteroskedastisitas.

$$\text{Var}(e_t) = \sigma_t^2$$

Menurut Lo (2003), data pada bidang keuangan mempunyai tiga karakteristik :

1. Sebaran bersyarat dari deret waktu, misalnya pengembalian harga saham (y_t) memiliki ekor yang lebih panjang dari sebaran normal.
2. Nilai y_t memiliki tidak autokorelasi tinggi, tetapi nilai y_t^2 memiliki autokorelasi tinggi.
3. Perubahan pada y_t cenderung menggerombol. Besar atau kecil perubahan pada y_t cenderung diikuti oleh besar atau kecil perubahan pada periode berikutnya.

2.13 GARCH Univariat (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic*)

Model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic*) merupakan perkembangan lebih lanjut dari ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedastic*). Model ini dibangun untuk menghindari ordo yang terlalu tinggi pada model ARCH dengan berdasar pada prinsip memilih model yang lebih sederhana, sehingga akan menjamin variansinya selalu positif. Model GARCH tidak hanya melihat hubungan antara variansi kesalahan terhadap beberapa nilai variabel acak, tetapi juga melihat bahwa variabel kesalahan juga bergantung pada beberapa variabel kesalahan data acak sebelumnya yang dikembangkan oleh Bollerslev dan Taylor (1986). Secara lengkap model GARCH dapat dituliskan sebagai berikut :

$$X_t = \delta + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}$$

$$\varepsilon_t = N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = \lambda_0 + \sum_{i=1}^q \lambda_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

dengan X_t merupakan persamaan *conditional mean* (Brooks, 2014).

2.14 Model GARCH Multivariat

Model GARCH multivariat adalah perluasan dari bentuk GARCH univariat. Model multivariat dianggap memiliki kelebihan dalam pergerakan volatilitas finansial, karena dalam pergerakan bersama akan lebih mendekati seiring berjalannya waktu

berdasarkan saham dan harga. Mengenali hal-hal ini maka model multivariat lebih menuntun untuk mencapai model empiris yang lebih relevan dibanding dengan pemodelan terpisah dengan model univariat. Model *multivariate* GARCH dapat didefinisikan dengan model berikut :

$$\mathbf{r}_t = \boldsymbol{\mu}_t + \mathbf{a}_t$$

$$\mathbf{a}_t = \mathbf{H}_t^{1/2} \mathbf{z}_t$$

dimana : \mathbf{r}_t : vektor $n \times 1$ dari *log returns* n saham pada waktu ke- t .

\mathbf{a}_t : vektor $n \times 1$ dari *mean-corrected returns* n saham pada waktu ke- t .

$\boldsymbol{\mu}_t$: vektor $n \times 1$ dari nilai harapan dari nilai kondisional \mathbf{r}_t

\mathbf{H}_t : matriks $n \times n$ dari *conditional variances* dari \mathbf{a}_t pada waktu ke- t .

$\mathbf{H}_t^{1/2}$: matriks sembarang $n \times n$ pada waktu ke- t dimana \mathbf{H}_t adalah matriks *conditional variances* dari \mathbf{a}_t .

\mathbf{z}_t : vektor $n \times 1$ dari $\varepsilon \sim iid$

Model multivariate GARCH dapat dibedakan menjadi empat kategori, yaitu :

1. Model dengan matriks *conditional covariances*

Pada kategori ini \mathbf{H}_t dimodelkan secara langsung. Pada kategori ini model MGARCH yang termasuk adalah BEKK.

2. Model Faktor

Ide model faktor datang dari teori ekonomi. Pada kategori ini matriks *conditional covariances* dibangun dari sifat kesederhanaan. Proses \mathbf{a}_t diasumsikan menjadi jumlah yang kecil yang digerakkan dari faktor heteroskedastik yang tak terobservasi, maka dari itu model ini disebut model faktor.

3. Model dari *conditional covariances* and *correlations*

Model pada kategori ini dibangun dari ide untuk memodelkan *conditional covariances* dan *correlations* daripada memodelkan langsung matriks *conditional covariances*-nya. Contoh pada kategori ini adalah *Constant Conditional Correlation* (CCC) dan *Dynamic Conditional Correlation* (DCC).

4. Pendekatan nonparametrik dan semiparametrik

Model pada kategori ini membentuk sebuah alternatif untuk estimasi parameter dari struktur *conditional covariances*. Kelebihan dari model ini adalah model ini tidak perlu menjatuhkan struktur partikularnya (Orskaug, 2009).

2.14.1 Estimasi Model M-GARCH

2.14.1.1 *Maximum Likelihood Estimation*

Fungsi *Log-likelihood* pada GARCH multivariat yang ditulis tanpa hubungan konstan adalah sebagai berikut :

$$\ell = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T [\log |\mathbf{H}_t| + \boldsymbol{\varepsilon}_t' \mathbf{H}_t^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t]$$

Fungsi *log-likelihood* dimaksimalkan dengan metode iterasi numerik seperti optimisasi quasi-Newton. Nilai awal untuk parameter regresi didapatkan dari estimasi *least squares*. Kovariansi dari $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ yang digunakan sebagai nilai awal dari parameter konstan GARCH, dan nilai awal untuk parameter GARCH lainnya adalah 10^{-3} ataupun 10^{-6} , bergantung pada representasi model GARCHnya (SAS/ETS 9.2, 2008).

2.15 *Dynamic Conditional Correlation (DCC) GARCH*

Model *Dynamic Conditional Correlation* (DCC) GARCH diperkenalkan oleh Engle dan Sheppard pada 2001. Ide pada model ini adalah matriks kovarian, \mathbf{H}_t dapat dikomposisikan menjadi standar deviasi kondisional, \mathbf{D}_t dan korelasi matriks, \mathbf{R}_t . Pada model DCC GARCH kedua model \mathbf{D}_t dan \mathbf{R}_t didesain menjadi *time-varying*. Model DCC GARCH pada umumnya didefinisikan sebagai :

$$\mathbf{r}_t = \boldsymbol{\mu}_t + \mathbf{a}_t$$

$$\mathbf{a}_t = \mathbf{H}_t^{1/2} \mathbf{z}_t$$

$$\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t$$

Dimana : $\mathbf{D}_t : n \times n$, matriks diagonal dari standard deviasi kondisional dari \mathbf{a}_t pada waktu ke- t .

\mathbf{R}_t : matriks $n \times n$ *conditional correlation* dari \mathbf{a}_t pada waktu ke- t .

Elemen pada matriks diagonal \mathbf{D}_t adalah standar deviasi dari model univariat GARCH.

$$\mathbf{D}_t = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{1t}} & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \sqrt{h_{2t}} & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sqrt{h_{nt}} & 0 \end{bmatrix}$$

dimana $h_{it} = \alpha_i 0 + \sum_{q=1}^{Q_i} \alpha_{iq} a_{i,t-q}^2 + \sum_{p=1}^{P_i} \beta_{ip} h_{i,t-p}$

\mathbf{R}_t adalah matriks korelasi yang simetris.

$$\mathbf{R}_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12,t} & \rho_{13,t} & \dots & \rho_{1n,t} \\ \rho_{12,t} & 1 & \rho_{23,t} & \dots & \rho_{2n,t} \\ \rho_{13,t} & \rho_{23,t} & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \rho_{n-1,n,t} \\ \rho_{1n,t} & \rho_{2n,t} & \dots & \rho_{n-1,n,t} & 1 \end{bmatrix}$$

Elemen $\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t$ adalah :

$$[\mathbf{H}_t]_{ij} = \sqrt{h_{it}h_{jt}}\rho_{ij}$$

Dimana $\rho_{ii} = 1$.

Ketika menspesifikasi bentuk dari \mathbf{R}_t , dua persyaratan harus dipertimbangkan :

1. \mathbf{H}_t harus bernilai definit positif karena berbentuk matriks kovarians. Untuk memastikan \mathbf{H}_t definit positif maka \mathbf{R}_t harus definit positif juga.
2. Semua elemen pada matriks korelasi \mathbf{R}_t harus sama dengan atau kurang dari satu.

Untuk memenuhi kedua persyaratan pada model DCC-GARCH, \mathbf{R}_t disusun seperti berikut :

$$\mathbf{R}_t = \mathbf{Q}_t^{*-1} \mathbf{Q}_t \mathbf{Q}_t^{*-1}$$

$$\mathbf{Q}_t = (1-a-b)\bar{\mathbf{Q}} + a\boldsymbol{\varepsilon}_{t-1}\boldsymbol{\varepsilon}_{t-1}^T + b\mathbf{Q}_{t-1}$$

Dimana $\bar{\mathbf{Q}} = \text{Cov}[\boldsymbol{\varepsilon}_t\boldsymbol{\varepsilon}_t^T] = E[\boldsymbol{\varepsilon}_t\boldsymbol{\varepsilon}_t^T]$ adalah matriks kovarian tak terduga dari standar eror $\boldsymbol{\varepsilon}_t$. $\bar{\mathbf{Q}}$ dapat diestimasi sebagai berikut :

$$\bar{\mathbf{Q}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \boldsymbol{\varepsilon}_t \boldsymbol{\varepsilon}_t^T$$

Parameter a dan b adalah scalar, dan \mathbf{Q}_t^* adalah matriks diagonal yang berisi akar kuadrat dari elemen diagonal dari \mathbf{Q}_t :

$$\mathbf{Q}_t^* = \begin{bmatrix} \sqrt{q_{11t}} & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \sqrt{q_{22t}} & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sqrt{q_{nnt}} & 0 \end{bmatrix}$$

\mathbf{Q}_t^* menimbang ulang elemen di \mathbf{Q}_t untuk memastikan persyaratan kedua. Lebih jauhnya \mathbf{Q}_t haruslah definit positif untuk memastikan \mathbf{R}_t definit positif juga.

Untuk lebih memastikan \mathbf{H}_t definit positif, parameter scalar a dan b harus memenuhi :

$$a \geq 0, b \geq 0, \text{ dan } a + b < 1$$

Maka, struktur korelasi dapat diperluas menjadi bentuk umum model DCC(M,N)-GARCH :

$$\mathbf{Q}_t = (1 - \sum_{m=1}^M \mathbf{a}_m - \sum_{n=1}^N \mathbf{b}_n) \bar{\mathbf{Q}}_t + \sum_{m=1}^M \mathbf{a}_m \mathbf{a}_{t-1} \mathbf{a}_{t-1}^T + \sum_{n=1}^N \mathbf{b}_n \mathbf{Q}_{t-1}$$

(Orskaug, 2009).

2.16 Model Pemeriksaan Diagnostik

2.16.1 Model Pemeriksaan Diagnostik Multivariat

Pada model pemeriksaan *diagnostic multivariate* terdapat dua uji yang diperlukan, yaitu :

- a. Kriteria informasi setelah melengkapi beberapa model kandidat dengan data, berbagai kriteria pemilihan model (dinormalisasi dengan T) dapat digunakan untuk memilih model yang sesuai. Uji yang termasuk dalam hal ini adalah *Akaike Information Criteriation (AIC)*, *Corrected Akaike*

Information Criterion (AICC), Final Prediction Error Criterion (FPE), Hannan-Quinn Criterion (HQC), Schwarz Bayesian Criterion (SBC atau BIC) :

$$\text{AIC} = \log(|\widetilde{\Sigma}|) + 2r/T$$

$$\text{AICC} = \log(|\widetilde{\Sigma}|) + 2r/(T - r/k)$$

$$\text{FPE} = \left(\frac{T+r/k}{T-r/k}\right)^k |\widetilde{\Sigma}|$$

$$\text{HQC} = \log(|\widetilde{\Sigma}|) + 2r \log(\log(T))/T$$

$$\text{SBC} = \log(|\widetilde{\Sigma}|) + r \log(T)/T$$

Dimana r melambangkan jumlah estimasi parameter, k adalah jumlah variabel dependen. T adalah jumlah observasi, digunakan untuk mengestimasi model, dan $\widetilde{\Sigma}$ adalah estimasi *maximum likelihood* dari Σ . Ketika membandingkan model, pilihlah model dengan nilai *criterion* terkecil

- b. Statistik Portmentau Q_s , digunakan dalam menguji apakah korelasi tetap pada model residual. Hipotesis nol yang digunakan adalah residual tidak berkorelasi. Misal $\mathbf{C}_\varepsilon(\mathbf{l})$ adalah residual silang matrik kovarians, $\widehat{\boldsymbol{\rho}}_\varepsilon(\mathbf{l})$ adalah residual silang matriks korelasi, sehingga :

$$\mathbf{C}_\varepsilon(\mathbf{l}) = \mathbf{T}^{-1} \sum_{t=1}^{T-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t \boldsymbol{\varepsilon}'_{t+1}$$

$$\widehat{\boldsymbol{\rho}}_\varepsilon(\mathbf{l}) = \widehat{\mathbf{V}}_\varepsilon^{-1/2} \mathbf{C}_\varepsilon(\mathbf{l}) \widehat{\mathbf{V}}_\varepsilon^{-1/2}$$

$$\widehat{\boldsymbol{\rho}}_\varepsilon(-\mathbf{l}) = \widehat{\boldsymbol{\rho}}_\varepsilon(\mathbf{l})'$$

Dimana $\widehat{\mathbf{V}}_\varepsilon = \text{Diag}(\sigma_{11}^2, \dots, \sigma_{kk}^2)$ dan σ_{ii}^2 adalah elemen dari Σ . Uji Portmentau *multivariate* yang didefinisikan sebagai berikut :

$$Q_s = T^2 \sum_{l=1}^s (T-1)^{-1} \text{tr} \{ \hat{\rho}_\varepsilon(l) \hat{\rho}_\varepsilon(0)^{-1} \hat{\rho}_\varepsilon(-l) \hat{\rho}_\varepsilon(0)^{-1} \}$$

Statistik Q_s memiliki aproksimasi dengan distribusi *chi-square* dengan derajat bebas $k^2(s - p - q)$.

2.16.2 Model Pemeriksaan Univariat

Berikut adalah beberapa cara untuk melakukan model pemeriksaan univariat:

a. Uji Normalitas (*Jarque-Bera Normality Test*)

Pada uji ini diuji apakah pada residual model menunjukkan proses *white noise*. Dengan hipotesis nol yaitu residual berdistribusi normal.

b. Uji F

Pada uji ini akan diuji apakah terdapat efek heteroskedastisitas pada residual. Dengan hipotesis nol yaitu residual memiliki kovarians yang sama. (SAS/ETS 9.2, 2008)

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung. Waktu penelitian dilakukan pada semester ganjil 2017-2018.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data *return* harian yang diperoleh dari <http://finance.yahoo.com/> yaitu data PT. Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk (BBNI.JK) , PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI.JK), dan PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk. pada periode Februari 2010 sampai Agustus 2017 sebanyak 1954 data.

3.3 Metode Penelitian

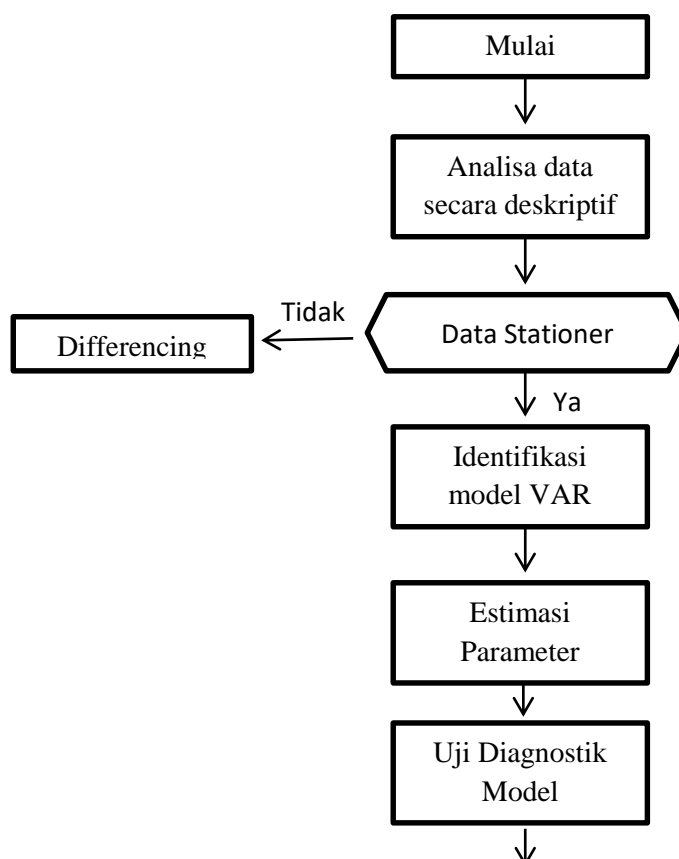
Pada penelitian ini metode yang digunakan berupa tahapan-tahapan dalam membentuk model DCC *Multivariate* GARCH menggunakan program SAS 9.4. Adapun langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut :

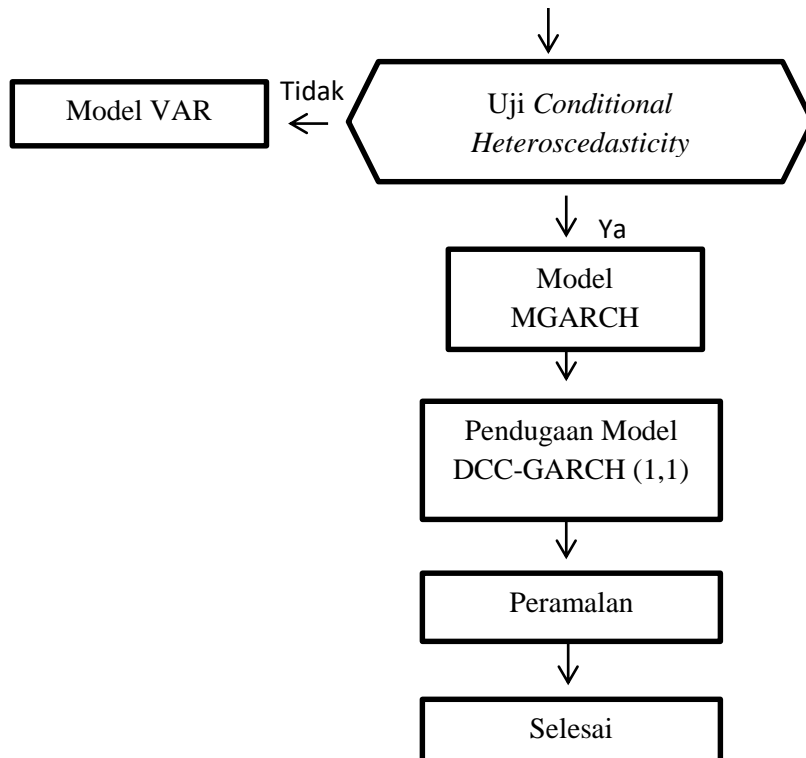
1. Mengkaji studi literatur yang mendukung penelitian.
2. Melakukan analisa data secara deskriptif untuk melihat kriteria dan struktur data, dan melihat korelasi antar data
3. Melakukan uji *unit root* menggunakan uji ADF untuk melihat apakah data bersifat stationer atau tidak.
4. Apabila data tidak stationer lakukan *differencing*.
5. Membentuk model VAR.
6. Mengestimasi model VAR dengan metode *Maximum Likelihood Test*.
7. Melakukan pemeriksaan diagnostik terhadap model VAR terbaik yang meliputi :
 - a. Pemeriksaan Model Multivariat
 1. *Portmentau Test* : untuk melihat ada tidaknya autokorelasi pada residual
 - b. Pemeriksaan Model Univariat
 1. Uji Normalitas : untuk melihat apakah data bersifat *white noise* atau normal
8. Melihat apakah ada efek heteroskedastisitas pada residual VAR dengan melihat ARCH *effect* pada uji F.
9. Menentukan model VAR terbaik dengan melihat nilai AIC yang terkecil.

10. Apabila terdapat efek heteroskedastisitas, maka data akan dimodelkan dengan model DCC-GARCH (1,1) dengan mengaplikasikan model univariat GARCH (1,1) dan model DCC GARCH pada nilai residual VAR terbaik.
11. Menduga parameter DCC-GARCH(1,1) .
12. Melakukan peramalan data dengan model DCC-GARCH (1,1).

3.4 Diagram Alir Analisis Model DCC-GARCH (1,1)

Adapun bentuk diagram alir dari metode penelitian yang akan dilakukan adalah sebagai berikut :





V. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian analisis *multivariate time series* menggunakan model *Dynamic Conditional Correlation* (DCC) GARCH (1,1) dalam pengaplikasian pada data *return* harian pada saham PT. Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk. (BBNI.JK), PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. (BBRI.JK), dan PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk. (BMRI.JK) periode Februari 2010 hingga Agustus 2017 yang berjumlah 1954 data, maka dapat disimpulkan :

1. Model VAR terbaik berdasarkan nilai informasi kriteria terkecil adalah

VAR (1) , dengan model berikut :

$$\begin{pmatrix} BNI_t \\ BRI_t \\ MANDIRI_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,00108 \\ 0,00129 \\ 0,00103 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -0,0176 & 0,05087 & 0,06059 \\ 0,05915 & 0,0021 & 0,04292 \\ 0,06576 & 0,02428 & -0,04819 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} BNI_{t-1} \\ BRI_{t-1} \\ MANDIRI_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \\ \varepsilon_{3,t} \end{pmatrix}$$

2. Model DCC-GARCH (1,1) yang terbentuk adalah sebagai berikut :

$$h_{11,t} = 0,00002 + 0,09367 r_{1,t-1}^2 + 0,849 h_{1,t-1}$$

$$h_{22,t} = 0,00002 + 0,08008 r_{2,t-1}^2 + 0,86491 h_{2,t-1}$$

$$h_{33,t} = 0,00001 + 0,0675 r_{3,t-1}^2 + 0,90039 h_{3,t-1}$$

$$q_{11,t} = 0,0104 + 0,01786 \frac{r_{1,t-1}^2}{h_{11,t}} + 0,97174 q_{11,t-1}$$

$$q_{22,t} = 0,0104 + 0,01786 \frac{r_{2,t-1}^2}{h_{22,t}} + 0,97174 q_{22,t-1}$$

$$q_{33,t} = 0,0104 + 0,01786 \frac{r_{3,t-1}^2}{h_{33,t}} + 0,97174 q_{33,t-1}$$

$$q_{12,t} = 0,00604 + 0,01786 \frac{r_{1,t-1}^2}{\sqrt{h_{11,t}}} \frac{r_{2,t-1}^2}{\sqrt{h_{22,t}}} + 0,97174 q_{12,t-1}$$

$$q_{13,t} = 0,005794 + 0,01786 \frac{r_{1,t-1}^2}{\sqrt{h_{11,t}}} \frac{r_{3,t-1}^2}{\sqrt{h_{33,t}}} + 0,97174 q_{13,t-1}$$

$$q_{23,t} = 0,00654 + 0,01786 \frac{r_{2,t-1}^2}{\sqrt{h_{22,t}}} \frac{r_{3,t-1}^2}{\sqrt{h_{33,t}}} + 0,97174 q_{23,t-1}$$

3. Hasil ramalan dapat dilihat dalam tabel 13 terlihat bahwa hasil ramalan ketiga variabel mendekati data aslinya, hal ini ditunjukkan dengan semua nilai peramalan 20 periode selanjutnya masih berada di dalam interval selang kepercayaan 95% yang berarti bahwa tingkat kepercayaan hasil peramalan sebesar 95% , sehingga dapat dikatakan model DCC-GARCH (1,1) baik digunakan untuk meramalkan data *return* harian saham PT. Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk. (BBNI.JK), PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. (BBRI.JK), dan PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk. (BMRI.JK).

DAFTAR PUSTAKA

- Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedaticity (GARCH). *Journal of Economics*, 31,307-327.
- Bollerslev, T. 1990. Modelling The Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model. *Review of Economics and Statistics*, 72, 498-505.
- Brooks, C. 2014. *Introductory Econometrics for Finance (3rd ed)*. Cambridge University Press, New York.
- Engle, R. F. 2002. Dynamic Conditional Correlation-A Simple Class of Multivariate GARCH Models. *Jurnal of Business and Economic Statistics*, 20, 339-350.
- Firmansyah. 2006. *Analisis Volatilitas Harga Kopi Internasional*. Jakarta : Usahawan.
- Gujarati, D. 2003. *Ekonometrika Dasar*. Terjemahan Sumarno Zain. Jakarta : Erlangga.
- Gujarati, D.N., & Porter, D.C. 2009. *Basic Econometrics (5th ed)*. McGraw-Hill Irwin, New York.

- Ginting, Suriani., dan Erward. 2013. Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Analisis Return Saham Pada Perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Wira Ekonomi Mikroskill*, Vol. 3, No.1.
- Kartini, Sri, dan Wardjono. 2013. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Return Saham. *Journal of Accounting and Banking*, Vol. 2, No.1.
- Lo, M. 2003. *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Time Series Model*. Thesis Department of Statistics and Actuarial Science. Simon Fraser University.
- Mishkin, F. S. 2001. *The Economic of Money Banking, and Financial Markets. Sixth Edition*. Addison Wesley Longman: Columbia University, Columbia.
- Montgomery, D.C., Jennings, C.L., & Kulachi, M. 2008. *Introduction Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- Orskaug, E. 2009. *Multivariate DCC-GARCH Model*. Norwegian University of Science and Technology.
- Pankratz, A. 1991. *Forecasting with Dynamic Regression Models*. Willey Intersciences Publication, Canada.
- SAS/ETS 9.2. 2008. *User's Guide*. SAS Institute Inc. Cary, NC, USA.
- Sudarsono, Bambang, dan Sudiyatno, Bambang. 2016. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Return Saham Pada Perusahaan Property dan Real Estate yang Terdaftar Pada Bursa Efek Indonesia Tahun 2009 s/d 2014. *Jurnal Bisnis dan Ekonomi*, Vol. 23, No.1.

- Taylor, S. J. 1986. *Modelling Financial Time Series*. Chichester: Wiley.
- Tsay, R.S. 2005. *Analysis of Financial Time Series*. New York : A John Wiley & Sonc, Inc. Publication
- Tsay, R.S. 2014. *Multivariate Time Series Analysis*. New York : A John Wiley & Sonc, Inc Publication.
- Tse, Y.K. 2000. A Test for Constant Correlation in Multivariate GARCH Model. *Journal of Econometrics*, 98, 107-127.
- Wei, W.W. 2006. *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods (2nd ed)*. Pearson, New York.
- Yahoo Finance. Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk. <https://finance.yahoo.com/quote/BBNI.JK/history/>. Diakses tanggal : 28 Januari 2018.
- Yahoo Finance. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. <https://finance.yahoo.com/quote/BBRI.JK/history?period1=1483462800&period2=1517677200&interval=1mo&filter=history&frequency=1mo>. Diakses tanggal : 28 Januari 2018
- Yahoo Finance. Bank Mandiri (Persero) Tbk. <https://finance.yahoo.com/quote/BMRI.JK/history?p=BMRI.JK>. Diakses tanggal : 28 Januari 2018.