



TESIS - SS142501

ESTIMASI VALUE AT RISK PADA PORTOFOLIO SAHAM LQ45 DENGAN METODE COPULA-GARCH

TUTUS SURATINA HARSOYO
NRP. 1315201005

DOSEN PEMBIMBING :
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si
Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



THESIS - SS142501

VALUE AT RISK ESTIMATION IN LQ45 STOCK PORTOFOLIO USING COPULA-GARCH

TUTUS SURATINA HARSOYO
NRP. 1315201005

DOSEN PEMBIMBING :
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si
Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017


ESTIMASI VALUE AT RISK PADA PORTOFOLIO SAHAM LQ45 DENGAN METODE COPULA-GARCH

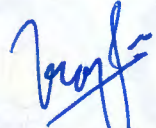
Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Magister Sains (M.Si)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh:

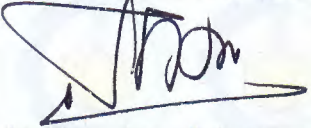
TUTUS SURATINA HARSOYO
NRP. 1315 201 005


Tanggal Ujian : 6 Januari 2017
Periode Wisuda : Maret 2017

Disetujui oleh:


1. Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S. Si., M.Si (Pembimbing I)
NIP. 19820326 200312 1 004


2. Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M. Si (Pembimbing II)
NIP. 19660125 199002 1 001


3. Dr. Drs. Agus Suharsono, MS (Penguji)
NIP. 19580823 198403 1 003


4. Santi Puteri Rahayu, M. Si., Ph.D (Penguji)
NIP. 19750115 199903 2 003



Direktur Program Pasca Sarjana,

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP.19601202 198701 1 001

ESTIMASI VALUE AT RISK PADA PORTOFOLIO SAHAM LQ45 DENGAN METODE COPULA-GARCH

Nama Mahasiswa : Tutus Suratina Harsoyo
NRP : 1315201005
Pembimbing : Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si
Co Pembimbing : Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si

ABSTRAK

Investasi merupakan penanaman sejumlah dana dalam bentuk uang maupun barang yang diharapkan akan memberikan hasil di kemudian hari. Investasi memiliki faktor resiko karena hasilnya yang tidak pasti. Salah satu cara investor untuk mengurangi tingkat risiko yang ada adalah dengan melakukan investasi dalam bentuk portofolio. Para investor bisa berinvestasi pada bermacam-macam saham dengan tujuan menurunkan resiko. Sebelum mengambil keputusan untuk berinvestasi pada aset, investor secara rasional akan memilih berinvestasi pada portofolio yang paling efisien di antara kumpulan portofolio yang ada. Sebagaimana yang kita ketahui bahwa kondisi pasar selalu dalam kondisi yang tidak stabil. Oleh karena itu, perlu dilakukan estimasi Value at Risk (VaR) untuk membantu investor dalam melakukan manajemen portofolio dalam menghadapi hal tersebut. Penelitian ini mengestimasi VaR dengan menggunakan Copula-GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) pada 2 saham perusahaan pertambangan yaitu ADRO (Adaro Energy Tbk.) dan PTBA (Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk.) dan 2 saham perusahaan perbankan yaitu BBRI (Bank Rakyat Indonesia Tbk.) dan BMRI (Bank Mandiri Tbk.). periode Januari 2014 sampai Oktober 2016. Penelitian ini menggunakan permodelan ARIMA-GARCH yang selanjutnya digunakan untuk memodelkan copula dan mengestimasi VaR. Dalam penelitian ini ditunjukkan bahwa nilai resiko pada portofolio saham pertambangan lebih besar dibandingkan dengan perbankan.

Kata kunci: Portofolio, Copula, GARCH, *Value at Risk*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

VALUE AT RISK ESTIMATION IN LQ45 STOCK PORTOFOLIO USING COPULA-GARCH

Name of Student : Tutus Suratina Harsoyo
NRP : 1315 201 005
Supervisor : Dr. Rer. Pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si
Co Supervisor : Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si

ABSTRACT

Investment is planting a number of funds in money or goods that are expected to give results in the future. Investment has risk factor because of its uncertain outcome. One of the ways to reduce existence of risk level is by investing in portfolio. Investors can invest in a variety of stocks with intention to reduce the risk. Prior to making decision for investing the asset, investor rationally would choose to invest in the most efficient portfolio among the collection of existing portfolios. As we know that market conditions is never in stable state. Value at Risk (VaR) can help investor to make decision in portofolio management. This paper estimates VaR using Copula - GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) on 2 stocks in mining company ADRO (Adaro Energy Tbk.) and PTBA (Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk.) and 2 stocks in banking company BBKA and BBRI from January 2014 until October 2016. This study used ARIMA-GARCH modeling then the residual will be used to make copula model and to estimate VaR. The result in this study shows that risk value of stock portofolio in mining company is bigger than banking company.

Keywords: Portofolio, Copula, GARCH, Value at Risk

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis hadiratkan kepada Allah SWT, karena atas segala rahmat dan ridho-Nya sehingga tesis yang diberi judul “Regresi Probit Data Panel Menggunakan Optimasi BFGS dan Aplikasinya” ini bisa terselesaikan. Tesis ini merupakan salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan di Program Magister S2 Statistika ITS. Ada banyak pihak yang telah membantu dalam penulisan tesis ini, sehingga penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada

1. Allah SWT, yang telah memberikan saya kesempatan dan kemampuan untuk melanjutkan studi di jenjang Magister ini.
2. Bapak Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si dan Bapak Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si selaku dosen pembimbing, yang telah bersedia meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, saran, dan ilmu yang sangat bermanfaat dalam penyelesaian tesis ini.
3. Bapak Dr. Drs. Agus Suharsono, MS dan Ibu Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D selaku dosen penguji yang telah memberikan banyak saran dan masukan agar tesis ini menjadi lebih baik.
4. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc. selaku Ketua Jurusan Statistika ITS dan Bapak Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, M.Si. selaku Kaprodi Pascasarjana Statistika FMIPA ITS.
5. Bapak /Ibu dosen pengajar di Jurusan Statistika ITS, terima kasih atas semua ilmu berharga yang telah diberikan.
6. Bapak/Ibu staf dan karyawan di Jurusan Statistika ITS, terima kasih atas segala bantuan selama masa perkuliahan penulis.
7. Kedua orang tua yang sangat penulis sayangi dan hormati, Ibu Nanik Saptowati dan Bapak Ibnu Harsoyo serta saudara tersayang Nusa Dewa Harsoyo yang tidak pernah lelah mendoakan yang terbaik untuk penulis serta selalu memberi motivasi untuk tidak pernah menyerah.

8. Semua teman-teman, terima kasih atas bantuan dan kebersamaan selama ini, khususnya Bang Heri, Cinti, Halistin, Ngizatul, Rizfani, Asmita, Rani, Maman dan Surya, Desi, dan Mas Leman.
9. Serta, semua pihak yang telah membantu penulis, namun tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna, sehingga kritik dan saran sangat diharapkan. Semoga tesis ini dapat memberikan manfaat guna memperluas wawasan keilmuan pembacanya.

Surabaya, Januari 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah	4
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Return Saham	7
2.2 Portofolio	7
2.3 <i>Value at Risk</i> (VaR)	8
2.4 Statistika Deskriptif	10
2.5 Analisis Deret Waktu	11
2.6 Proses <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA) ...	12
2.6.1 Fungsi Autokorelasi (ACF)	12
2.6.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)	13
2.6.3 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	13
2.6.4 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter ARIMA	14
2.6.5 Proses <i>White Noise</i>	16
2.6.2 Pemilihan Model Terbaik	18
2.7 Proses <i>Generalized Autoregressive Conditional</i> <i>Heteroscedasticity</i> (GARCH)	18
2.7.1 Identifikasi ARCH/ GARCH	19
2.7.2 Model GARCH	20
2.7.3 Identifikasi Kenormalan pada Residual ARCH/	

GARCH	21
2.8 Teori Copula	22
2.8.1 Definisi	22
2.8.2 Fungsi Copula.....	24
2.8.3 Uji Dependensi	28
2.8.4 Estimasi Parameter Copula dengan <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE).....	31
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	33
3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian	33
3.3 Langkah-langkah Analisis	33
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	37
4.1 Karakteristik Return Saham.....	37
4.2 Permodelan ARIMA.....	39
4.2.1 Pengujian Kestasioneran Data	39
4.2.2 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter	40
4.2.3 Uji Diagnostik Residual.....	41
4.2.2 Pemilihan Model Terbaik	43
4.3 Pemodelan GARCH	44
4.3.1 Saham ADRO	44
4.3.1 Saham PTBA.....	46
4.3.1 Saham BBRI.....	47
4.3.1 Saham BMRI.....	49
4.4 Copula.....	50
4.5 Uji Dependensi	52
4.6 Pemilihan Model Copula.....	52
4.7 Estimasi <i>Value at Risk</i>	54
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	59
5.1 Kesimpulan.....	59
5.2 Saran	60
DAFTAR PUSTAKA	61
LAMPIRAN	65

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 4.1 Analisis Deskriptif dari Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI	38
Tabel 4.2 Pengujian Distribusi Normal	39
Tabel 4.3 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA..	40
Tabel 4.4 Uji <i>White Noise</i> Model Dugaan ARIMA.....	42
Tabel 4.5 Pengujian Distribusi Normal pada Residual Model Dugaan ARIMA	42
Tabel 4.6 Pemilihan Model Terbaik pada Model ARIMA	43
Tabel 4.7 Uji Ljung Box dan LM pada Residual ADRO.....	44
Tabel 4.8 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model GARCH Pada Saham ADRO.....	45
Tabel 4.9 Pemilihan Model Terbaik GARCH pada Return Saham ADRO	45
Tabel 4.10 Uji Ljung Box dan LM pada Residual PTBA.....	46
Tabel 4.11 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model GARCH Pada Saham PTBA.....	46
Tabel 4.12 Pemilihan Model Terbaik GARCH pada Return Saham PTBA	47
Tabel 4.13 Uji Ljung Box dan LM pada Residual BBRI.....	47
Tabel 4.14 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model GARCH Pada Saham BBRI.....	48
Tabel 4.15 Pemilihan Model Terbaik GARCH pada Return Saham BBRI	48
Tabel 4.16 Uji Ljung Box dan LM pada Residual BMRI.....	49
Tabel 4.17 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model GARCH Pada Saham BMRI.....	49
Tabel 4.18 Pemilihan Model Terbaik GARCH pada Return Saham BMRI	50
Tabel 4.19 Pengujian Distribusi Normal pada Residual GARCH	51
Tabel 4.20 Pemilihan Distribusi Residual GARCH	51
Tabel 4.21 Uji Dependensi.....	52
Tabel 4.22 Pemilihan Model Copula Terbaik untuk Saham ADRO dan PTBA	53
Tabel 4.23 Pemilihan Model Copula Terbaik untuk Saham BBRI dan BMRI	53
Tabel 4.24 Estimasi <i>Value at Risk</i>	55

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Probabilitas Fungsi Kepadatan untuk Keluarga Archimedean (Scholzel dan Friederichs, 2008).....	26
Gambar 3.1 Diagram Alir Pembentukan Model Copula-GARCH	36
Gambar 4.1 Histogram Data <i>Closing Price</i> Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI.....	37
Gambar 4.2 Grafik antara return dan <i>Value at Risk</i> portofolio saham ADRO dan PTBA	55
Gambar 4.3 Grafik antara return dan <i>Value at Risk</i> portofolio saham BBRI dan BMRI	56

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data Harga Penutupan (<i>Closing Price</i>) Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI	65
Lampiran 2	Data Return Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI.....	66
Lampiran 3	Output Analisis Deskriptif dan Uji Distribusi Normal pada Return Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI ...	67
Lampiran 4	Output <i>Time Series</i> Plot pada Return Saham.....	69
Lampiran 5	Output Plot ACF dan PACF.....	71
Lampiran 6	Syntax SAS untuk ARIMA	75
Lampiran 7	Syntax GARCH.....	79
Lampiran 8	Output SAS Model ARIMA.....	83
Lampiran 9	Output SAS Model GARCH	87
Lampiran 10	Output <i>Easyfit</i> Uji Distribusi Residual GARCH	95
Lampiran 11	Syntax R Estimasi Parameter Copula.....	99
Lampiran 12	Syntax R Estimasi <i>Value at Risk</i>	101
Lampiran 13	Output R Estimasi Parameter Copula.....	105
Lampiran 14	Output R Estimasi <i>Value at Risk</i>	111
Lampiran 15	Running pada Residual GARCH untuk Copula Student-t	115

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Investasi dalam ekonomi adalah pembelian barang yang tidak dikonsumsi saat ini tetapi di masa depan untuk menciptakan kekayaan. Di bidang keuangan, investasi merupakan aset moneter yang dibeli dengan gagasan bahwa aset tersebut akan memberikan pendapatan di masa depan atau akan dijual dengan harga lebih tinggi untuk mendapatkan keuntungan. Investor tidak mengetahui dengan pasti hasil dari investasi yang mereka lakukan, investasi tersebut bisa menghasilkan keuntungan atau kerugian. Dalam keadaan semacam itu dapat dikatakan bahwa investor menghadapi risiko dalam investasi yang dilakukan. Salah satu cara investor untuk mengurangi tingkat risiko yang ada yaitu dengan melakukan investasi dalam bentuk portofolio. Portofolio didefinisikan sebagai sekumpulan investasi dimana pemodal berinvestasi pada beberapa saham dengan tujuan mengurangi resiko pada saat melakukan investasi. Sebelum mengambil keputusan berinvestasi, investor secara rasional akan memilih berinvestasi pada portofolio yang paling efisien di antara kumpulan portofolio yang ada. Kondisi pasar yang selalu tidak stabil juga menjadi masalah dalam portofolio. Oleh karena itu perlu dilakukan estimasi nilai resiko untuk mengetahui nilai kerugian portofolio yang mungkin terjadi pada kondisi pasar secara normal.

Salah satu metode analisis resiko yang sedang populer beberapa tahun terakhir ini adalah Value at Risk. Menurut Best (1998) *Value at Risk* (VaR) adalah suatu metode pengukuran risiko secara statistik yang memperkirakan kerugian maksimum yang mungkin terjadi atas suatu portofolio pada tingkat kepercayaan (*level of confidence*) tertentu. VaR adalah ukuran statistik dari kerugian portofolio yang mungkin terjadi. Secara khusus, VaR adalah ukuran kerugian akibat pergerakan pasar “secara normal” (Linsmeier dan Pearson, 1996).

VaR dapat dihitung dengan tiga metode yang berbeda yaitu dengan pendekatan varian-kovarian, simulasi monte carlo, dan simulasi historis. Pendekatan varian-kovarian memiliki kelebihan dalam sisi kemudahan komputasi

dan implementasi. Pendekatan historis merupakan metode yang paling sederhana dan transparan dalam perhitungan. Sedangkan untuk metode simulasi monte carlo memiliki dua keunggulan yaitu lebih simpel dari metode varian-kovarian dan memiliki akurasi yang baik.

Banyak peneliti yang menggunakan metode VaR untuk mengatasi berbagai problematika pada saat melakukan penilaian portofolio. Gençay, Selçuk, dan Ulugülyağci (2003) membandingkan beberapa metode perhitungan VaR dalam volatilitas pasar saham antara lain varians-covarians, simulasi historis, GARCH, dan *Generalized Pareto Distribution* (GPD). Lönnbark, Holmberg, dan Brännäs (2011) mengusulkan penggunaan VaR untuk menilai portofolio dan *Expected Shortfall* di saat-saat tertentu, seperti pada saat investor tidak mampu memenuhi kurva permintaan horizontal.

Apabila return pasar saham yang dianalisa cenderung bersifat stabil dan bebas maka estimasi VaR dengan pendekatan varian-kovarian, simulasi monte carlo, dan simulasi historical sudah cukup baik digunakan. Namun bagaimana jika terdapat ketergantungan diantara return pasar saham mengikuti dinamika yang rumit dan ketika return tidak normal. Hal ini hampir tidak memungkinkan untuk menentukan distribusi multivariat untuk dua urutan atau lebih (Jondeau & Rockinger, 2006). Oleh karena itu dikembangkanlah metode VaR dengan pendekatan Copula. Copula diperkenalkan oleh Sklar pada tahun 1959 yang merupakan fungsi yang menggabungkan atau “memasangkan” fungsi distribusi multivariat untuk fungsi distribusi marginal dimensional yang lebih rendah, pada umumnya fungsi satu dimensi (Seth & Myers, 2007). Copula digunakan secara luas dalam permodelan distribusi bersama (*joint distribution*) karena tidak memerlukan asumsi normalitas bersama dan menguraikan *joint distribution* n-dimensional ke dalam n-distribusi marginal dan fungsi copula yang menggabungkan mereka bersama-sama. Metode copula memiliki keunggulan dibandingkan dengan metode-metode sebelumnya yaitu tidak memerlukan asumsi distribusi normal dan dapat menangkap *tail dependence* di antara masing-masing variabel. Salah satu metode copula yang sering digunakan peneliti adalah metode Copula-GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*).

Metode GARCH digunakan untuk memodelkan data yang memiliki volatilitas tinggi dan nantinya akan dilanjutkan analisis dengan menggunakan copula.

Beberapa peneliti telah mengaplikasikan Copula-GARCH untuk menghitung nilai risiko dari portofolio saham yang cenderung memiliki volatilitas tinggi. Palaro dan Hotta (2006) mengestimasi nilai VaR dari potofolio yang tersusun dari indeks saham Nasdaq dan S&P500. Huang dkk (2009) mengaplikasikan Copula-GARCH untuk mengestimasi VaR portofolio yang terdiri dari NASDAX dan TAIEX. Wang dan Cai (2011) menganalisis ketergantungan antara pasar saham Shanghai dan Shenzen dengan menggunakan teori copula berdasarkan GARCH. Jondeau dan Rockinger (2006) mengaplikasikan model copula-GARCH dari ketergantungan bersyarat: pada saham internasional (S&P500, Financial Times 100 stock index, Deutsche Aktien Index, dan French Cotation Automatique Continue index).

Dalam penelitian ini penulis akan mengestimasi VaR menggunakan Copula-GARCH pada 2 saham perusahaan pertambangan yaitu ADRO (Adaro Energy Tbk.) dan PTBA (Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk.) dan 2 saham perusahaan perbankan yaitu BBRI (Bank Rakyat Indonesia Tbk.) dan BMRI (Bank Mandiri Tbk.). Keempat saham tersebut merupakan saham-saham perusahaan yang masuk dalam indeks LQ45, dimana saham yang masuk dalam indeks tersebut adalah 45 saham yang dipilih melalui kriteria pemilihan tertentu sehingga terdiri dari saham-saham dengan likuiditas tinggi dan mempertimbangkan kapitalisasi pasar saham tersebut (Wistyaningsih, 2012). Saham dari sektor pertambangan dipilih karena sektor pertambangan dan energi merupakan sektor yang sangat besar kontribusinya terhadap pendapatan negara (Jayadin, 2011). Sedangkan saham dari sektor perbankan dipilih karena saham perbankan merupakan saham yang paling diminati dan pernah dikabarkan mengungguli pertumbuhan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) (Amanda & Wahyu, 2013).

1.2 Rumusan Masalah

Seperti yang telah diketahui bahwasanya semakin besar keuntungan yang bisa didapat pada pasar saham maka semakin besar pula nilai resiko yang ada. Hal

ini tentu saja menjadi masalah bagi investor yang ingin berinvestasi pada saham yang besar karena dibalik hal itu mereka juga memiliki resiko yang besar. Dalam kondisi nyata, mengestimasi VaR terkadang juga mengalami beberapa kendala seperti kondisi return yang tidak stabil dan pengaruh dinamika yang rumit. Oleh karena itu dibuatlah penelitian estimasi VaR dengan copula-GARCH untuk mengatasi masalah tersebut. Sehingga didapatkan rumusan masalah pada penelitian ini adalah mengestimasi VaR dengan copula-GARCH pada portofolio yang terdiri saham-saham yang ada pada indeks LQ45 yang berasal dari 2 saham pertambangan yaitu ADRO (Adaro Energy Tbk.) dan PTBA (Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk.) dan 2 saham perusahaan perbankan yaitu BBRI (Bank Rakyat Indonesia Tbk.) dan BMRI (Bank Mandiri Tbk.).

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pada rumusan masalah maka tujuan dari penelitian adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan model Copula-GARCH pada portofolio saham LQ45.
2. Mendapatkan nilai resiko yang diperoleh dari estimasi VaR dengan metode Copula-GARCH pada saham-saham LQ45.
3. Membandingkan hasil estimasi VaR antara saham pada perusahaan pertambangan dan perbankan.

1.4 Manfaat Penelitian

Dalam bidang statistika ilmu ini sangat bermanfaat untuk menerapkan ilmu statistika di dalam ilmu ekonomi. Sedangkan dalam bidang ekonomi ilmu ini bisa digunakan untuk melakukan manajemen resiko bagi investor saat menetapkan keputusan sebelum berinvestasi dan memberi gambaran pada investor mengenai kemungkinan resiko yang akan dihadapi saat melakukan investasi pada saham portofolio tersebut. Selain itu metode ini juga bisa digunakan sebagai salah satu metode alternatif untuk mengukur nilai kerugian pada portofolio saham terutama untuk portofolio saham yang cenderung memiliki volatilitas tinggi.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Data yang digunakan adalah data portofolio yang terdiri dari 2 saham pertambangan yaitu (Adaro Energy Tbk.) dan PTBA (Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk.) dan 2 saham perusahaan perbankan yaitu BBRI (Bank Rakyat Indonesia Tbk.) dan BMRI (Bank Mandiri Tbk.).
2. Mengestimasi nilai VaR dengan metode simulasi *Monte Carlo* menggunakan pendekatan copula-GARCH.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini akan dibahas mengenai landasan teori yang digunakan dalam penelitian. Landasan teori tersebut meliputi perhitungan *return* saham, teori portofolio, estimasi *Value at Risk* (VaR), model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH), dan permodelan copula pada portofolio. Penjelasan yang lebih detail mengenai teori tersebut adalah sebagai berikut.

2.1 Return Saham

Return adalah tingkat keuntungan yang dinikmati oleh pemodal atas suatu investasi yang dilakukannya, dimana investasi sendiri merupakan penundaan konsumsi sekarang untuk digunakan di dalam produksi yang efisien selama periode waktu yang tertentu (Hartono, 2007). Sedangkan saham dapat didefinisikan sebagai tanda bukti kepemilikan seseorang atau badan dalam suatu perusahaan yang berbentuk Perseroan Terbatas (PT). Jadi dapat disimpulkan bahwa *return* saham merupakan tingkat keuntungan yang dinikmati oleh pemodal atas investasi saham yang dilakukannya. Menurut Bob (2013), untuk harga saham yang cenderung non-stasioner memang umum terjadi pada data time series untuk model yang terkait dengan perubahan harga, yaitu rangkaian log *return*. Log *return* dari indeks didefinisikan sebagai berikut.

$$r_{i,j} = \ln \left(\frac{P_{i,j}}{P_{i,j-1}} \right), i = 1, \dots, 4 \quad (2.1)$$

dimana $P_{i,j}$ adalah indeks harga ke- i diwaktu ke j ; $i = 1, \dots, 4$

2.2 Portofolio

Portofolio dapat diartikan sebagai investasi dalam berbagai instrument keuangan yang dapat diperdagangkan di Bursa Efek dan Pasar Uang dengan tujuan menyebarkan sumber perolehan *return* dan kemungkinan resiko. Instrument keuangan dimaksud meliputi saham, obligasi, valas, deposito, indeks

harga saham, produk derivatif lainnya (Samsul, 2006). Dalam pasar modal, portofolio dikaitkan dengan portofolio aktiva finansial yaitu kombinasi beberapa saham sehingga investor dapat meraih *return* optimal dan memperkecil *risk* (Sumariyah, 1997). Oleh karena itu kita perlu mencari portofolio optimal yaitu portofolio yang dipilih seorang investor dari sekian banyak pilihan yang ada pada kumpulan portofolio yang efisien (Tandelilin, 2001).

Nilai *expected return* (keuntungan yang diharapkan) portofolio dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut (Suprihatin & Budiyanto, 2014).

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n X_i E(R_i) \quad (2.2)$$

dimana

$E(R_p)$ = tingkat keuntungan yang diharapkan dari portofolio

X_i = bobot dana yang diinvestasikan pada saham i

$E(R_i)$ = Tingkat keuntungan yang diharapkan dari saham i

dengan

$$E(R_i) = \sum_{j=1}^t \frac{R_{ij}}{t} \quad (2.3)$$

$E(R_i)$ = Tingkat keuntungan yang diharapkan dari saham i

R_{ij} = Tingkat keuntungan saham i pada periode ke-j

t = banyaknya periode pengamatan

2.3 Value at Risk (VaR)

Value at Risk (VaR) merupakan salah satu bentuk pengukuran risiko yang cukup populer. *VaR* dapat didefinisikan sebagai estimasi kerugian maksimum yang akan didapat selama periode waktu (*time period*) tertentu dalam kondisi pasar normal pada tingkat kepercayaan (*confidence interval*) tertentu (Jorion, 2002). Dengan kata lain, VaR akan menjawab pertanyaan “seberapa besar (dalam persen atau sejumlah uang tertentu) investor dapat mengalami kerugian selama waktu investasi ke-t dengan tingkat kepercayaan (1- α)”. Pada portofolio, VaR diartikan sebagai estimasi kerugian maksimum yang akan dialami suatu portofolio

pada periode waktu tertentu dengan tingkat kepercayaan tertentu sehingga terdapat kemungkinan bahwa suatu kerugian yang akan diderita oleh portofolio selama periode kepemilikan akan lebih rendah dibandingkan limit yang dibentuk dengan VaR. (Maruddani & Purbowati, 2009).

VaR merupakan alat ukur yang dapat menghitung besarnya kerugian terburuk yang dapat terjadi dengan mengetahui posisi aset, tingkat kepercayaan akan terjadinya resiko, dan jangka waktu penempatan aset (*time horizon*). Definisi *VaR* secara umum dapat dituliskan sebagai berikut.

$$P(r \leq \widehat{VaR}) = 1 - \alpha \quad (2.4)$$

dengan r adalah *return* selama periode tertentu dan α adalah tingkat kesalahan (Jorion, 2006). Menurut Maruddani dan Purbowati (2009), nilai VaR pada tingkat kepercayaan $(1-\alpha)$ dalam periode waktu t hari baik pada *return* tunggal maupun portofolio dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut.

$$VaR_{(1-\alpha)}(t) = W_0 R^* \sqrt{t} \quad (2.5)$$

dimana:

W_0 = dana investasi awal portofolio

R^* = nilai kuantil ke- α dari distribusi *return*

t = periode waktu

VaR memiliki tiga metode untuk perhitungan, yaitu:

- a. Pendekatan varian-kovarian yang memiliki keunggulan dari sisi kemudahan komputasi dan implementasi. Model ini diperkenalkan oleh JP.Morgan pada awal tahun 1990. Asumsi yang digunakan dalam pendekatan model variance covariance adalah “portofolio disusun atas asset-aset yang linear”. Lebih tepatnya, perubahan nilai dari suatu portofolio bersifat linear dependen pada semua perubahan yang terjadi pada nilai aset. Jadi, *return* portofolio juga bersifat linear dependen pada *return* asset. Metode varian-kovarian mengasumsikan bahwa *return* berdistribusi normal dan *return* potofolio bersifat linier terhadap *return* kurs tunggalnya. Kedua faktor ini menyebabkan estimasi yang lebih rendah terhadap potensi volatilitas kurs atau portofolio di masa depan.

- b. Metode Historis merupakan metode yang paling sederhana dan paling transparan dalam perhitungan. Termasuk dalam perhitungan nilai portfolionya. VaR dengan simulasi historis adalah metode yang mengesampingkan asumsi *return* yang berdistribusi normal maupun sifat linier antara *return* portofolio terhadap *return* kurs tunggalnya.
- c. Metode simulasi *Monte Carlo* yang juga merupakan metode pengukuran VaR yang relatif sederhana dibandingkan dengan model varian-kovarian. VaR dengan metode simulasi *Monte Carlo* mengasumsikan bahwa *return* berdistribusi normal dan tidak mengasumsikan bahwa *return* portofolio bersifat linier terhadap *return* kurs tunggalnya.

Seperti yang telah dijelaskan dalam batasan masalah, pada penelitian kali ini akan digunakan estimasi parameter VaR dengan menggunakan metode simulasi *Monte Carlo*.

Metode simulasi *Monte Carlo* diperkenalkan oleh Boyle pada tahun 1997 untuk mengukur resiko. Ide dasar dari pendekatan simulasi *Monte Carlo* adalah untuk mensimulasikan secara berulang proses acak mengatur harga semua instrumen keuangan dalam portofolio. Setiap simulasi memberi nilai yang memungkinkan dari portofolio pada akhir target di masa depan; dan jika simulasi ini dilakukan dengan cukup, maka sebaran yang disimulasikan pada nilai portofolio akan konvergen ke distribusi "true" dari portofolio yang tidak diketahui dan kita dapat menggunakan distribusi yang disimulasikan untuk menduga VaR yang "true". Estimasi nilai *Value at Risk* (VaR) pada kurs tunggal maupun portofolio dengan simulasi *Monte Carlo* mempunyai beberapa jenis algoritma. Namun pada intinya adalah melakukan simulasi dengan membangkitkan bilangan random berdasarkan karakteristik dari data yang akan dibangkitkan, kemudian digunakan untuk mengestimasi nilai VaR-nya.

2.4 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan data, penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna. Statistika deskriptif sama sekali tidak menarik inferensia atau kesimpulan apapun tentang gugus data induknya yang lebih besar (Walpole,

1995). Statistika deskriptif memberikan karakteristik atau gambaran umum mengenai data yang akan dianalisa seperti seberapa besar rata-rata, varian, median, dan lain-lain. Statistika deskriptif sering digunakan untuk menunjang analisis statistika inferensia, misalnya saja seperti pembentukan diagram garis dalam analisa time series yang ditujukan untuk mengetahui kategori pola data yang dianalisa.

2.5 Analisis Deret Waktu

Pada deret waktu, Z_t merupakan pengamatan berdasarkan waktu t yang diasumsikan memiliki jarak waktu yang sama pada pengamatannya. Cryer (1986) menyatakan berdasarkan pada ketidakpastian dalam pengamatan, diasumsikan untuk setiap waktu ke- t , Z_t merupakan variabel random.

Wei (1990) menyatakan bahwa pada sebuah proses stasioner $\{Y_t\}$, mean $E(Z_t) = \mu$ dan varians $Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$ adalah konstan. Kovarian $Cov(Z_t, Z_s)$ adalah suatu fungsi pada perbedaan waktu $|t - s|$, sehingga kovarian antara Z_t dan Z_{t+k} dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\gamma_k = Cov(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.6)$$

Sedangkan sampel autokovariannya dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\hat{\gamma}_k = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z}) \quad (2.7)$$

Ketika pengamatan pada saat ini (Z_t) dipengaruhi oleh pengamatan pada satu periode sebelumnya (Z_{t-1}) maka diketahui suatu proses deret waktu memiliki persamaan sebagai berikut.

$$Z_t = \rho Z_{t-1} + u_t, \quad -1 \leq \rho \leq 1 \quad (2.8)$$

Jika nilai $\rho = 1$ maka model tersebut disebut sebagai model *random walk* tanpa drift. Proses ini dikatakan sebagai proses yang tidak stasioner. Persamaan (2.8) dikurangi dengan Z_{t-1} pada setiap sisinya akan menghasilkan persamaan berikut.

$$Z_t - Z_{t-1} = (\rho - 1)Z_{t-1} + u_t \quad (2.9)$$

atau juga dapat ditulis dalam Persamaan (2.10).

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + u_t \quad (2.10)$$

Uji Dickey-Fuller digunakan untuk menguji kestasioneran data dalam mean dan mempunyai hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \delta = 0$ atau data tidak stasioner

$H_0 : \delta < 0$ atau data stasioner

Statistik Uji

$$\tau^* = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})} \quad (2.11)$$

dengan $\hat{\delta}$ adalah *slope coefficient* pada regresi. Jika nilai $|\tau^*|$ lebih besar dari nilai kritis τ Dickey Fuller dengan derajat bebas n dan taraf nyata α maka H_0 ditolak sehingga dapat dikatakan jika data telah bersifat stasioner (Gujarati, 2004).

2.6 Proses Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Proses pembentukan model ARIMA adalah membuat plot ACF dan PACF, pembentukan model, penaksiran dan uji signifikansi parameter ARIMA, uji kesesuaian model dengan melihat apakah residual bersifat *white noise*, dan pemilihan model terbaik.

2.6.1 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Menurut Hanke, Wichern, dan Reitsch (2003), autokorelasi adalah hubungan deret berkala dengan deret berkala itu sendiri dengan selisih waktu (lag) 0, 1, 2 periode atau lebih. Cryer (1986) menjelaskan bahwa koefisien fungsi autokorelasi ρ_k dapat diduga dengan:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.12)$$

dimana

$k = 0, 1, 2, \dots$

$r_k =$ koefisien autokorelasi pada lag ke- k

$Z_t =$ data pengamatan pada waktu ke- t

$\bar{Z} =$ data rata-rata pengamatan

2.6.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keratan hubungan linier antara Z_t dan Z_{t+k} apabila pengaruh dari time lag 1, 2, ..., k-1 dianggap terpisah (Makridakis dan McGee, 1988). Menurut Cryer (1986), taksiran dari PACF adalah berdasarkan koefisien autokorelasi pada persamaan Yule-Walker untuk k time lag yaitu:

$$\begin{aligned}\rho_1 &= \phi_{k1} + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-2} \\ &\vdots \\ \rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\end{aligned}$$

Sehingga didapatkan pendugaan nilai PACF sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} \quad (2.13)$$

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

dimana

ϕ_{kk} = koefisien autokorelasi parsial pada lag k

ρ_k = koefisien autokorelasi pada lag k yang diduga dengan r_k

ρ_j = koefisien autokorelasi pada lag j yang diduga dengan r_j

ρ_{k-j} = koefisien autokorelasi pada lag (k-j) yang diduga dengan r_{k-j}

2.6.3 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Suatu proses dikatakan non stasioner jika proses tersebut mempunyai mean dan varian yang tidak konstan untuk sembarang waktu pengamatan. Model deret waktu yang non stasioner dapat dikatakan sebagai proses *Autoregressive Integrated Moving Average* ordo (p,d, q) atau disingkat ARIMA(p, d, q), dimana p adalah ordo dari parameter autoregressi, d adalah besaran yang menyatakan berapa kali dilakukan differencing pada proses sehingga menjadi proses stasioner, dan q adalah ordo dari parameter *moving average* (Box & Jenkins, 1976). Cryer (1986) merumuskan beberapa model umum ARIMA sebagai berikut.

- a. Model ARIMA (0,0,q) atau MA(q)

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.14)$$

- b. Model ARIMA (p,0,0) atau AR(p)

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.15)$$

- c. Model ARIMA (p,0,q) atau ARMA(p, q)

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.16)$$

- d. Model ARIMA (p, d, q)

$$W_t = \nabla^d Z_t \quad (2.17)$$

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} \dots + \phi_p W_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.18)$$

dimana

ϕ = parameter *autoregressive*

θ = parameter *moving average*

p = derajat *autoregressive*

d = derajat pembedaan (*difference*)

q = derajat *moving average*

a_t = residual acak (*white noise*)

Pada prakteknya, masing-masing nilai p dan q pada model ARIMA (p, d, q) jarang menggunakan nilai p dan q lebih dari 2 (Hanke dkk, 2003). Sedangkan nilai d juga jarang menggunakan nilai selain 0, 1 atau 2 karena pada umumnya stasioneritas dapat dicapai dengan melakukan pembedaan berturut-turut sebanyak satu atau dua kali (Makridakis dkk, 1988).

2.6.4 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter ARIMA

Salah satu metode yang dapat digunakan dalam menaksir parameter adalah Metode *Least Square*. Metode ini dilakukan dengan memaksimumkan jumlah kuadrat residual dalam menaksir parameter. Cryer (1986) menyatakan bahwa pada model AR(1) berikut:

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t$$

Model diatas dapat dipandang sebagai suatu model regresi dengan variabel independen Z_{t-1} dan variabel dependen Z_t . Penaksiran *Least Square* dihasilkan dengan meminimumkan jumlah kuadrat *error*, yaitu:

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.19)$$

Berdasarkan prinsip *least square*, penaksiran ϕ dan μ dilakukan dengan cara meminimumkan $S(\phi, \mu)$. Berdasarkan persamaan $\partial S / \partial \mu = 0$ diperoleh nilai berikut:

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi) = 0 \quad (2.20)$$

sehingga nilai taksiran parameter untuk μ mengikuti persamaan (2.18) yaitu:

$$\mu = \frac{\sum_{t=2}^n Z_t - \phi \sum_{t=2}^n Z_{t-1}}{(n-1)(1-\phi)} \quad (2.21)$$

Persamaan (2.17) dapat ditulis menjadi Persamaan (2.18) untuk jumlah n yang besar yaitu:

$$\sum_{t=2}^n \frac{Z_t}{n-1} \approx \sum_{t=2}^n \frac{Z_{t-1}}{n-1} \approx \bar{Z}$$

dan dapat disederhanakan menjadi:

$$\hat{\mu} = \frac{\bar{Z} - \phi \bar{Z}}{1 - \phi} = \bar{Z} \quad (2.22)$$

Penurunan $\partial S.(\phi, \bar{Y})$ terhadap ϕ dan menyamakannya dengan nol diperoleh persamaan:

$$\frac{\partial S(\phi, \mu)}{\partial \mu} = - \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \bar{Z}) - \phi(Z_{t-1} - \bar{Z})](Z_{t-1} - \bar{Z}) = 0 \quad (2.23)$$

dan diperoleh nilai taksiran ϕ

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.24)$$

Pada proses AR(p) secara umum, nilai taksiran μ dinyatakan sebagai berikut.

$$\hat{\mu} \approx \bar{Z}$$

Model ARIMA yang baik dan dapat menggambarkan suatu kejadian adalah model yang salah satunya menunjukkan bahwa penaksir parameter-parameternya berbeda secara signifikan dengan nol. Secara umum jika ϕ adalah suatu parameter model ARIMA *Box-Jenkins*, $\hat{\phi}$ adalah nilai taksiran parameter tersebut, dan $SE(\hat{\phi})$ adalah standar error nilai taksiran $\hat{\phi}$ maka pengujian signifikansi parameter dapat dilakukan dengan tahapan berikut.

1. Hipotesis

$$H_0 : \phi = 0$$

$$H_1 : \phi \neq 0$$

2. Taraf signifikansi $\alpha = 5\%$

3. Statistik Uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.25)$$

4. Daerah Penolakan: Tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{1-\alpha/2; df=n-n_p}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, dimana n_p = banyaknya parameter.

2.6.5 Proses *White Noise*

Wei (1990) menyatakan bahwa sebuah proses $\{a_t\}$ merupakan *white noise* apabila merupakan variabel random berurutan yang tidak saling berkorelasi dari distribusi tertentu yang mempunyai *mean* konstan $E(a_t) = \mu_a$ yang biasanya diasumsikan 0, varians konstan $Var(a_t) = \sigma_a^2$ dan $\gamma_k = cov(a_t, a_{t+k}) = 0$ untuk semua $k \neq 0$. Dengan demikian, proses *white noise* $\{a_t\}$ stasioner dengan fungsi autokovarian, fungsi autokorelasi

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_a^2, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \quad \rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

dan autokorelasi parsial

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

Setelah nilai duga dan uji signifikansi parameter ARIMA didapatkan, maka perlu dilakukan pemeriksaan untuk mengetahui apakah residual yang dihasilkan bersifat *white noise* atau tidak dengan menggunakan statistik Uji Ljung-Box (Q) yang dihitung dengan nilai autokorelasi dari nilai residual ρ_k dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (residual *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_K \neq 0 \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, K$ (residual tidak *white noise*)

Statistik uji

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (2.26)$$

Keputusan terhadap hipotesis autokorelasi sisaan didasarkan apabila nilai $Q \leq \chi_{[\alpha; K-p-q]}^2$ pada taraf nyata α atau p-value dari statistik uji Q lebih besar dari nilai α , maka terima H_0 yang artinya residual *white noise*.

Setelah dilakukan uji residual *white noise*, maka analisa dilanjutkan dengan melakukan uji kenormalan dengan menggunakan uji Kolmogorov Smirnov yang digunakan untuk menguji apakah residual ARIMA telah mengikuti distribusi normal. Hipotesis pada uji Kolmogorov Smirnov adalah sebagai berikut.

$H_0 : \text{Data berdistribusi normal}$

$H_1 : \text{Data tidak berdistribusi normal}$

Statistik uji

$$D = \sup_x |S_{(x)} - F_0(x)| \quad (2.27)$$

dengan

$S_{(x)} = \text{nilai distribusi kumulatif data sampel}$

$F_0(x) = \text{nilai distribusi kumulatif distribusi normal}$

Apabila nilai $D > K_{1-\alpha, n}$ maka diambil keputusan tolak H_0 dengan $K_{(1-\alpha)}$ merupakan nilai tabel Kolmogorov Smirnov pada kuantil $(1-\alpha)$ dan n merupakan

banyaknya observasi (Daniel, 1989). Jika hasil uji menunjukkan bahwa residual ARIMA tidak berdistribusi normal maka kemungkinan besar residual ARIMA memiliki efek ARCH/GARCH.

2.6.6 Pemilihan Model Terbaik

Jika pada hasil pemeriksaan diagnostik terdapat beberapa model yang layak digunakan maka perlu dipilih satu model terbaik yang akan digunakan sebagai model peramalan. Pemilihan model terbaik ini dapat dilakukan dengan metode AIC (*Akaike Information Criterion*) dengan rumus:

$$AIC = nLn(\hat{\sigma}_a^2) + 2m \quad (2.28)$$

dimana

n = banyaknya pengamatan yang diikuti dalam proses pendugaan parameter (sisaan).

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

m = banyaknya parameter yang diduga dalam model

Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil (Ramanathan, 1995).

2.7 Proses *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH)

Proses pembentukan GARCH dilakukan ketika residual dari model ARIMA terindikasi tidak berdistribusi normal. Ketidaknormalan pada residual model ARIMA bisa disebabkan oleh nilai keragaman residual yang tidak konstan yang mengacu pada efek heteroskedastisitas. Sehingga setelah dilakukan uji asumsi *white noise* dianjurkan untuk melakukan uji kenormalan terlebih dahulu yang kemudian dilanjutkan dengan menguji efek heteroskedastisitas yang sering disebut juga dengan uji identifikasi efek ARCH/ GARCH. Pembentukan model GARCH lebih jelasnya adalah sebagai berikut.

2.7.1 Identifikasi ARCH/ GARCH

Setelah model ARIMA terbentuk maka perlu dilakukan identifikasi apakah varian dari residual yang dihasilkan model ARIMA mengandung unsur heteroskedastisitas atau tidak (homoskedastisitas). Heteroskedastisitas merupakan suatu kondisi dimana data memiliki varians residual yang tidak konstan. Jika suatu model mengandung heteroskedastisitas, maka estimator yang dihasilkan tetap konsisten namun tidak lagi efisien karena adanya varians residual yang tidak konstan tersebut. Adanya masalah heteroskedastisitas juga menjadi indikasi adanya efek ARCH/ GARCH pada model.

Uji *Lagrange Multiplier* sering disebut sebagai ARCH-LM *test*. Hal ini disebabkan selain mendeteksi adanya heteroskedastisitas, uji ini juga menunjukkan adanya efek ARCH yang menjadi pembahasan pada penelitian ini. Ide pokok uji ini adalah bahwa varians residual bukan hanya fungsi dari variabel independen tetapi tergantung pada residual kuadrat pada periode sebelumnya (Enders, 1995).

Langkah pertama dari uji ini adalah mengestimasi model ARIMA dari data dan mendapatkan residualnya. Langkah selanjutnya dilakukan dengan meregresikan residual kuadrat dengan menggunakan konstanta dan nilai residual sampai lag ke m , $a_{t-1}^2, a_{t-2}^2, \dots, a_{t-m}^2$ sehingga membentuk persamaan regresi sebagai berikut.

$$a_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \alpha_2 a_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m a_{t-m}^2 \quad (2.29)$$

dengan $t = m + 1, \dots, T$. Nilai m dapat ditentukan dengan melihat plot PACF residual kuadrat (Tsay, 2001). Hasil regresi ini akan menghasilkan nilai R^2 yang akan digunakan untuk menguji hipotesis berikut.

$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_m = 0$ (tidak terdapat efek ARCH)

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

Statistik Uji

$$(T)R^2 \sim \chi_{[a:m]}^2 \quad (2.30)$$

Jika nilai hasil perkalian antara T (banyaknya observasi) dengan R^2 lebih besar dari nilai tabel $\chi^2_{[\alpha:m]}$ maka dapat disimpulkan data memiliki efek ARCH/GARCH atau data bersifat heteroskedastisitas.

2.7.2 Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH)

Model ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) diperkenalkan pertama kali oleh Engle (1982) yang pada dasarnya menggunakan pendekatan model *time series* dengan bentuk *autoregressive* (AR). Model AR pada nyatanya kurang sesuai untuk diterapkan dalam pemodelan dan peramalan data *time series* karena efek stokastik yang terdapat pada data *time series* mengakibatkan varians residual menjadi tidak konstan (heteroskedastisitas). Oleh karena model *autoregressive* hanya terbatas pada kondisi varian residual yang konstan, Engle mengenalkan model ARCH yang dapat bekerja pada kondisi heteroskedastisitas. Bentuk umum model ARCH(q) adalah:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^q \alpha_j a_{t-j}^2 \quad (2.31)$$

dengan

$$q > 0$$

$$\omega > 0, \alpha_j \geq 0, j = 1, \dots, q$$

dimana

σ_t^2 = varian dari residual pada waktu ke - t

ω = konstanta

α_j = koefisien α ke-j

ε_{t-j}^2 = kuadrat dari residual pada waktu ke - (t-j)

Kemudian Bollerslev (1986) mengembangkan model ARCH menjadi model GARCH (p, q) yang dibangun untuk menghindari ordo yang terlalu tinggi pada model ARCH dengan berdasar pada prinsip parsimoni atau memilih model

yang lebih sederhana, sehingga akan menjamin variansinya selalu positif (Enders, 1995). Model GARCH (p, q) memiliki persamaan umum sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 \quad (2.32)$$

dengan

$$\begin{aligned} p &\geq 0, q > 0 \\ \omega &> 0, \alpha_j \geq 0, j = 1, \dots, q \\ \beta_i &\geq 0, i = 1, \dots, p \end{aligned}$$

dimana

- σ_t^2 = varian dari residual pada waktu ke - t
- ω = konstanta
- α_i = koefisien α ke-j
- β_i = koefisien β ke-i
- ε_{t-j}^2 = kuadrat dari residual pada waktu ke - (t-j)
- σ_{t-i}^2 = varian dari residual pada waktu ke - (t-i)

Jika model GARCH(p, q) memiliki nilai $p = 0$ maka akan menjadi model ARCH (q), dan jika $p = 0$ dan $q = 0$ maka ε_t hanyalah white noise. Dalam model ARCH (q) varians bersyarat ditentukan sebagai fungsi linear dari sampel masa lalu varian saja, sedangkan model GARCH (p, q) memungkinkan varians bersyarat yang tertinggal (lagged) juga dimasukkan ke dalam model.

2.7.3 Identifikasi kenormalan pada residual ARCH/ GARCH

Setelah membentuk model GARCH maka dilanjutkan dengan uji kenormalan residual model ARCH/ GARCH untuk memutuskan apakah perlu dilakukan estimasi lanjutan atau tidak. Uji Kolmogorov Smirnov digunakan untuk menguji apakah suatu data mengikuti distribusi tertentu. Hipotesis pada uji Kolmogorov Smirnov adalah sebagai berikut.

H_0 : Data berdistribusi normal

H_1 : Data tidak berdistribusi normal

Statistik uji

$$D = \sup_x |S_{(x)} - F_0(x)|$$

dengan

$S_{(x)}$ = nilai distribusi kumulatif data sampel

$F_0(x)$ = nilai distribusi kumulatif distribusi normal

Apabila nilai $D_{hit} > K_{1-\alpha, n}$ maka diambil keputusan tolak H_0 dengan $K_{(1-\alpha)}$ merupakan nilai tabel Kolmogorov Smirnov pada kuantil $(1-\alpha)$ dan n merupakan banyaknya observasi (Daniel, 1989).

2.8 Teori Copula

Konsep copula pertama kali diperkenalkan oleh Sklar di tahun 1959. Menurut Bob (2013) copula adalah fungsi yang menghubungkan distribusi marginal univariat pada distribusi multivariatnya. Menurut Palaro dan Hotta (2006) teori copula adalah alat yang amat ampuh untuk memodelkan distribusi bersama karena tidak memerlukan asumsi normalitas bersama dan memungkinkan pemecahan setiap distribusi bersama n -dimensi ke dalam distribusi marginal n dan sebuah fungsi copula. Copula menghasilkan distribusi bersama multivariat yang menggabungkan distribusi marginal dan ketergantungan antar variabel.

2.8.1 Definisi

Hult dkk (2012), menunjukkan distribusi uniform pada interval $(0,1)$ oleh $U(0,1)$ yaitu probabilitas dari variabel acak U yang memenuhi $P(U \leq u) = u$ untuk $u \in (0,1)$.

Proposisi: Misalkan F adalah sebuah fungsi distribusi pada \mathfrak{R} . Maka

- (i) $u \leq F(x)$ jika dan hanya jika $F^{-1}(u) \leq x$.
- (ii) Jika F adalah kontinu, maka $F(F^{-1}(u)) = u$.
- (iii) (Mengubah Kuantil) Jika $U \sim U(0,1)$ maka $P(F^{-1}(u) \leq x) = F(x)$
- (iv) (Mengubah Probabilitas) Jika X memiliki sebuah distribusi fungsi F , maka $F(x) \sim U(0,1)$ jika dan hanya jika F adalah kontinu.

Sebuah copula d-dimensi adalah fungsi distribusi C dari sebuah vektor acak U dimana komponen U_k adalah berdistribusi secara uniform yaitu:

$$C(u_1, \dots, u_d) = P(U_1 \leq u_1, \dots, U_d \leq u_d), (u_1, \dots, u_d) \in (0,1)^d \quad (2.33)$$

Misalkan (X_1, \dots, X_d) merupakan vektor random dengan fungsi distribusi $F(x_1, \dots, x_d) = P(X_1 \leq x_1, \dots, X_d \leq x_d)$ dan misalkan $F_k(x) = P(X_k \leq x)$ adalah fungsi kontinyu untuk setiap k. Probabilitas mengubah dari pernyataan (iv) pada proposisi mengimplikasikan bahwa komponen dari vektor $U = (U_1, \dots, U_d) = (F_1(X_1), \dots, F_d(X_d))$ adalah berdistribusi uniform. Khususnya fungsi distribusi C dari U adalah copula dan disebut fungsi copula dari X. Dengan menggunakan statement (i) dari proposisi maka didapatkan

$$\begin{aligned} C(F_1(x_1), \dots, F_d(x_d)) &= P(U_1 \leq F_1(x_1), \dots, U_d \leq F_d(x_d)) \\ &= P(U_1 \leq F_1^{-1}(U_1) \leq x_1, \dots, F_d^{-1}(U_d) \leq x_d) \\ &= F(x_1, \dots, x_d) \end{aligned} \quad (2.34)$$

Persamaan (2.34) merupakan representasi dari fungsi distribusi bersama F dalam bentuk copula C dan distribusi marginal F_1, \dots, F_d , yang menjelaskan tentang Copula; sebuah fungsi yang memasangkan fungsi distribusi bersama untuk fungsi distribusi marginal univariatnya.

Kepadatan $c(u_1, \dots, u_d)$ yang terkait dengan copula $C(u_1, \dots, u_d)$ didefinisikan sebagai berikut.

$$c(u_1, \dots, u_d) = \frac{\partial C(u_1, \dots, u_d)}{\partial u_1, \dots, u_d} \quad (2.35)$$

untuk variabel acak kontinyu, kepadatan copula berhubungan dengan fungsi kepadatan yang dilambangkan sebagai f . Berikut ini disebut sebagai representasi copula kanonik.

$$f(x_1, \dots, x_d) = c(F_1(x_1), \dots, F_d(x_d)) \prod_{j=1}^d f_j(x_j) \quad (2.36)$$

dimana f_j adalah kepadatan dari marginal $f_j = \frac{dF_j(x_j)}{dx_j}$.

2.8.2 Fungsi Copula

Ada dua macam copula yang digunakan dalam aplikasi keuangan yaitu copula Elliptical dan Archimedean. Copula elliptical berasal dari distribusi elips multivariat. Copula yang paling penting dalam keluarga ini adalah copula Gaussian (atau normal) dan Student-t.

- a. Menurut Bob (2013), Copula Gaussian C_ρ^{Ga} dari distribusi normal standar d-dimensi, dengan korelasi matrik linier ρ , adalah fungsi distribusi dari vektor random $(\Phi(X_1), \dots, \Phi(X_d))$, dimana Φ adalah distribusi normal standar univariat dan $X \sim N_d(0, \rho)$. Oleh karena itu,

$$\begin{aligned} C_\rho^{Ga} &= P(\Phi(X_1) \leq u_1, \dots, \Phi(X_d) \leq u_d) \\ &= \Phi_\rho^d(\Phi^{-1}(u_1), \dots, \Phi^{-1}(u_d)) \end{aligned} \quad (2.37)$$

Sehingga copula Gaussian dari distribusi normal standar bivariat dapat ditulis sebagai berikut.

$$C_\rho^{Ga}(u_1, u_2) = \Phi_\rho^2(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2)) \quad (2.38)$$

dengan Φ_ρ^2 melambangkan fungsi distribusi bersama dari fungsi distribusi normal standar bivariat dengan matriks korelasi linear ρ , dan Φ^{-1} melambangkan balikan (invers) dari distribusi normal bivariat. Dalam kasus bivariat, copula Gaussian dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} C_\rho^{Ga}(u_1, u_2) &= \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u_1)} \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u_2)} \frac{1}{2\pi(1-\rho_{12}^2)^{1/2}} \\ &\quad \exp\left\{-\frac{s^2 - 2\rho_{12}st + t^2}{2(1-\rho_{12}^2)}\right\} ds dt \end{aligned} \quad (2.39)$$

dengan $s = \Phi^{-1}(u_2)$, $t = \Phi^{-1}(u_1)$ dan ρ_{12} adalah koefisien korelasi linear biasa yang sesuai distribusi normal bivariat dengan $-1 < \rho_{12} < 1$ (Embrechts dkk, 2001).

- b. Copula Student-t $C_{v,\rho}^t$ dari distribusi t-student standar d-dimensi dengan derajat bebas $v \geq 0$ dan matrik korlasi linier ρ , adalah distribusi dari vektor random $(t_v(X_1), \dots, t_v(X_d))$, dimana X memiliki distribusi $t^d(0, \rho, v)$ dan t_v

adalah fungsi distribusi t-student standar univariat (Bob, 2013). Oleh karena itu,

$$\begin{aligned} C_{v,\rho}^t &= P(t_v(X_1) \leq u_1, \dots, t_v(X_d) \leq u_d) \\ &= t_{v,\rho}^d(t_v^{-1}(u_1), \dots, t_v^{-1}(u_d)) \end{aligned} \quad (2.40)$$

Copula Student-t merupakan salah satu jenis copula yang menggunakan distribusi t-student. Bentuk t-student copula menggunakan distribusi student bivariat dapat ditulis sebagai berikut:

$$C_{v,\rho}^t(u_1, u_2) = t_{v,\rho}^2(t_v^{-1}(u_1), t_v^{-1}(u_2)) \quad (2.41)$$

dengan t_v^{-1} melambangkan balikan (invers) dari distribusi marginal $t_{v,\rho}^2$. Dalam kasus bivariat, copula Student-t dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} C_{v,\rho}^t(u_1, u_2) &= \int_{-\infty}^{t_v^{-1}(u_1)} \int_{-\infty}^{t_v^{-1}(u_2)} \frac{1}{2\pi(1-\rho_{12}^2)^{1/2}} \\ &\quad \left\{ 1 + \frac{s^2 - 2\rho_{12}st + t^2}{v(1-\rho_{12}^2)} \right\}^{-(v+2)/2} ds dt \end{aligned} \quad (2.42)$$

dengan $s = t_v^{-1}(u_2)$, $t = t_v^{-1}(u_1)$ dan ρ_{12} adalah koefisien korelasi linear biasa yang sesuai dengan distribusi normal bivariat. Sedangkan v adalah parameter derajat kebebasan dengan distribusi t_v (Embrechts dkk, 2001).

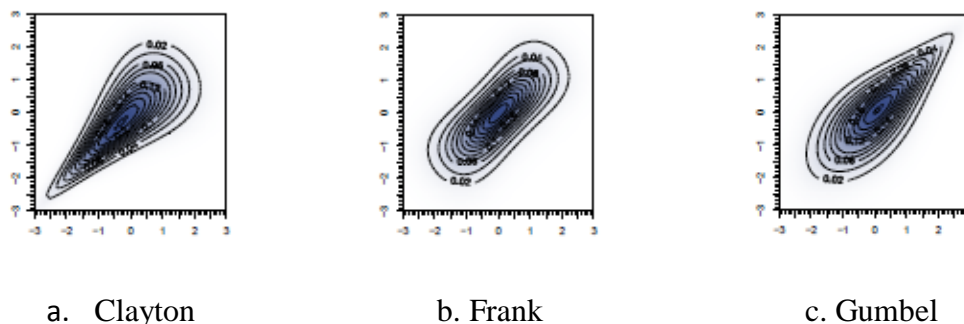
Luciano, Cherubini, dan Vecchiato (2004) mendefinisikan copula Archimdean d-variate sebagai fungsi berikut.

$$C(u_1, \dots, u_d) = \varphi^{-1}(\varphi(u_1) + \dots + \varphi(u_d)) \quad (2.43)$$

dimana $\varphi(u)$ disebut sebagai pembangkit copula dimana fungsi $\varphi(u) \in \mathcal{C}^2$ dengan $\varphi(u) = 0$, $\varphi'(u) < 0$ (φ adalah berkurang sepenuhnya) dan $\varphi''(u) > 0$ (φ adalah cembung) untuk semua $0 \leq u \leq 1$. Invers dari φ , φ^{-1} harus benar-benar monoton pada $[0, \infty]$

Copula Archimedean banyak dikaji dan dikembangkan karena (1) merupakan copula multivariat kontinu yang bentuknya sederhana, namun

memiliki range yang lebar untuk struktur dependensi; (2) merupakan copula bivariat yang sederhana dalam menggambarkan dependensi; (3) merupakan pendekatan dependensi yang mudah diimplementasikan. Beberapa anggota keluarga copula archimedean terdiri dari copula clayton, frank, dan gumbel.



Gambar 2.1 Probabilitas fungsi kepadatan untuk keluarga archimedean (Scholzel dan Friederichs, 2008)

Copula clayton memiliki tail dependence lebih ke bawah, copula frank tidak memiliki tail dependence, dan copula gumbel memiliki tail dependence lebih ke atas. Keluarga copula Archimedean telah diaplikasikan dengan baik pada berbagai bidang. Menurut Nelsen (2006), copula Archimedean banyak digunakan dalam aplikasi (terutama di bidang keuangan, asuransi, dll) karena bentuk dan bagus sifat sederhana mereka. Fleksibilitas copula Archimedean diberikan oleh fungsi generator $\varphi(u)$, misalnya dari copula Clayton, Frank dan Gumbel (Scholzel dan Friederichs, 2008)

a. Copula Clayton

Copula Clayton pertama kali diperkenalkan oleh Clayton (1978) yang sebagian besar digunakan untuk mempelajari risiko berkorelasi karena kemampuan mereka untuk menangkap dependensi *lower tail*. Fungsi generator dari copula Clayton adalah:

$$\varphi(u) = u^{-\alpha} - 1 \tag{2.44}$$

Sehingga $\varphi^{-1}(t) = (t + 1)^{\frac{1}{\alpha}}$, yang benar-benar monoton jika $\alpha > 0$. Oleh karena itu copula Clayton ke d adalah (Bob, 2013):

$$C(u_1, \dots, u_d) = \left[\sum_{i=1}^d u_i^{-\alpha} - d + 1 \right]^{-\frac{1}{\alpha}} \quad (2.45)$$

dengan $\alpha > 0$. Oleh karena itu, bentuk bivariat dari copula Clayton dapat ditulis sebagai berikut:

$$C(u_1, u_2) = [u_1^{-\alpha} + u_2^{-\alpha} - 1]^{-\frac{1}{\alpha}} \quad (2.46)$$

dimana parameter copula dibatasi pada interval $(0, \infty)$. Ketika $\alpha = 0$ maka distribusi marginalnya menjadi independen (Mahfoud & Massmann, 2012)

b. Copula Gumbel

Copula Gumbel digunakan untuk memodelkan ketergantungan asimetris dalam data. Copula ini terkenal karena kemampuannya untuk menangkap dependensi *upper tail* yang kuat dan dependensi *lower tail* yang lemah. Jika hasil yang diharapkan akan sangat berkorelasi dengan nilai yang tinggi tetapi kurang berkorelasi dengan nilai yang rendah, maka copula Gumbel adalah pilihan yang tepat (Mahfoud & Massmann, 2012). Fungsi generator dari copula Gumbel adalah:

$$\varphi(u) = (-\ln(u))^\alpha \quad (2.47)$$

Sehingga $\varphi^{-1}(t) = \exp(-t^{\frac{1}{\alpha}})$, yang benar-benar monoton jika $\alpha > 1$. Oleh karena itu copula Gumbel ke d adalah (Bob, 2013)

$$C(u_1, \dots, u_d) = \exp \left\{ - \left[\sum_{i=1}^d -\ln(u_i)^\alpha \right]^{\frac{1}{\alpha}} \right\} \quad (2.48)$$

dengan $\alpha > 1$. Oleh karena itu, bentuk bivariat dari copula Gumbel dapat ditulis sebagai berikut:

$$C(u_1, u_2) = \exp \left\{ - \left[-\ln(u_1)^\alpha - \ln(u_2)^\alpha \right]^{\frac{1}{\alpha}} \right\} \quad (2.49)$$

dimana parameter copula dibatasi pada interval $(1, \infty)$. Ketika α mendekati 1, marjinalnya menjadi independen (Mahfoud & Massmann, 2012).

c. Copula Frank

Berbeda dengan copula Clayton dan Gumbel, copula Frank memungkinkan jangkauan maksimum dari dependensi. Fungsi generator dari copula Frank adalah:

$$\varphi(u) = \ln \left(\frac{\exp(-\alpha u) - 1}{\exp(-\alpha) - 1} \right) \quad (2.50)$$

sehingga

$$\varphi^{-1}(t) = -\frac{1}{\alpha} \ln(1 + \exp(t) (\exp(-\alpha) - 1)) \quad (2.51)$$

yang benar-benar monoton jika $\alpha > 0$. Oleh karena itu copula Frank ke d adalah (Bob, 2013):

$$C(u_1, \dots, u_d) = -\frac{1}{\alpha} \ln \left\{ 1 + \frac{\prod_{i=1}^d (\exp(-\alpha u_i) - 1)}{(\exp(-\alpha) - 1)^{d-1}} \right\} \quad (2.52)$$

Sehingga bentuk bivariat dari copula Frank dapat ditulis sebagai berikut.

$$C(u_1, u_2) = -\frac{1}{\alpha} \ln \left\{ 1 + \frac{(\exp(-\alpha u_1) - 1)(\exp(-\alpha u_2) - 1)}{(\exp(-\alpha) - 1)} \right\} \quad (2.53)$$

dimana parameter copula bisa mengambil berapapun nilai riil. Berbeda dengan copula Clayton dan Gumbel, copula Frank memungkinkan jangkauan maksimum dari ketergantungan. Kasus independensi akan dicapai ketika α mendekati 0. Namun, copula frank tidak memiliki dependensi *lower tail* atau *upper tail*. Copula Frank cocok digunakan untuk memodelkan data yang memiliki karakteristik dependensi *tail* yang lemah (Mahfoud & Massmann, 2012).

2.8.3 Uji Dependensi

Ukuran skala invarian yang paling umum diketahui dari gabungan adalah Tau Kendall yang mengukur bentuk dari dependensi yang disebut sebagai konkordan (Nelsen, 2006). Ada beberapa metode yang bisa digunakan untuk

menguji dependensi pada kasus nonparametrik. Dua diantaranya yang sering digunakan adalah dengan menggunakan korelasi Tau Kendall dan Rho Spearman.

Misalkan dalam uji dependensi (x_i, y_i) dan (x_j, y_j) merupakan dua pengamatan pada vektor (X, Y) dari variabel acak kontinyu. (x_i, y_i) dan (x_j, y_j) dikatakan konkordan jika $x_i < x_j$ dan $y_i < y_j$, atau jika $x_i > x_j$ dan $y_i > y_j$. Secara serupa (x_i, y_i) dan (x_j, y_j) dikatakan diskordan jika $x_i < x_j$ dan $y_i > y_j$ atau jika $x_i > x_j$ dan $y_i < y_j$. Rumus alternatif dari (x_i, y_i) dan (x_j, y_j) yang bersifat konkordan adalah jika $(x_i - x_j)(y_i - y_j) > 0$ dan diskordan jika $(x_i - x_j)(y_i - y_j) < 0$.

a. Tau Kendall

Uji korelasi Tau Kendall dilakukan dengan hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0: \tau = 0 \text{ (dua variabel independen)}$$

$$H_1: \tau \neq 0 \text{ (dua variabel tidak independen)}$$

Misalkan pada korelasi Tau Kendall (X_1, Y_1) dan (X_2, Y_2) i.i.d vektor acak, masing-masing dengan distribusi gabungan dari fungsi H. Kemudian Tau Kendall didefinisikan sebagai probabilitas dari konkordan dikurangi probabilitas dari diskordan.

$$\begin{aligned} \tau &= \tau_{X,Y} \\ &= P((X_1 - X_2)(Y_1 - Y_2) > 0) - P((X_1 - X_2)(Y_1 - Y_2) < 0) \end{aligned} \quad (2.54)$$

Didefinisikan sebuah fungsi konkordan Q, yang berbeda dengan probabilitas dari konkordan dan diskordan diantara kedua vektor (X_1, Y_1) dan (X_2, Y_2) dari variabel acak kontinyu dengan (kemungkinan) distribusi gabungan yang berbeda H_1 dan H_2 , tetapi dengan marjin utama dari F dan G.

Dalam praktiknya, ukuran dependensi korelasi Tau Kendall dapat dihitung berdasarkan sampel saja. Misalkan terdapat sampel berukuran n, $n \geq 2$ yaitu $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ dari vektor acak (X, Y) . Setiap pasang sampel, $\{(x_i, y_i), (x_j, y_j)\}$, $i, j = 2, \dots, n; i \neq j$ adalah suatu konkordan atau diskordan.

Maka akan terdapat $\binom{n}{2}$ pasangan yang berbeda dari sampel yang ada. Misalkan K menyatakan ukuran konkordan dan D menyatakan diskordan, maka nilai korelasi Tau Kendall berdasarkan sampel dapat didefinisikan sebagai berikut (Nelsen, 2006):

$$\hat{\tau} = \frac{K - D}{K + D} = \frac{K - D}{\binom{n}{2}} \quad (2.55)$$

untuk sampel $N > 10$, $\hat{\tau}$ didekati dengan distribusi normal

$$Z = \frac{3\hat{\tau}\sqrt{N(N-1)}}{\sqrt{2(2N+5)}} \quad (2.56)$$

Apabila nilai $Z > Z_{\alpha/2}$ maka diambil keputusan tolak H_0 dengan $Z_{\alpha/2}$ (untuk uji dua arah) merupakan nilai tabel distribusi normal standar.

Bob (2013) menunjukkan bahwa Q tergantung pada (X_1, Y_1) dan (X_2, Y_2) melalui copula seperti berikut:

$$\tau_{X,Y} = Q = Q(C_1, C_2) = 4 \iint_{I^2} C_2(u, v) dC_1(u, v) - 1 \quad (2.57)$$

dimana C_1 dan C_2 adalah copula dari (X_1, Y_1) dan (X_2, Y_2) , sehingga $H_1(x, y) = C_1(F(x), G(y))$ dan $H_2(x, y) = C_2(F(x), G(y))$.

b. Rho Spearman

Uji korelasi Rho Spearman dilakukan dengan hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0: \rho = 0$ (dua variabel independen)

$H_1: \rho \neq 0$ (dua variabel tidak independen)

Misalkan pada korelasi Rho Spearman (X_1, Y_1) , (X_2, Y_2) dan (X_3, Y_3) adalah tiga vektor acak independen dengan fungsi distribusi gabungan umum H (yang marjinnya adalah F dan G) dan copula C. Rho Spearman didefinisikan sebagai probabilitas dari konkordan dikurangi probabilitas dari diskordan untuk dua vektor (X_1, Y_1) , (X_2, Y_3) , yaitu, sepasang vektor dengan

marjin yang sama tetapi satu vektor memiliki fungsi distribusi H, sedangkan komponen yang lain adalah independen.

$$\rho_{X,Y} = 3 \left(P((X_1 - X_2)(Y_1 - Y_3) > 0) - P((X_1 - X_2)(Y_1 - Y_3) < 0) \right) \quad (2.58)$$

Rumus koefisien korelasi Rho Spearman merupakan turunan rumus koefisien korelasi Pearson. Namun, pada koefisien korelasi Rho Spearman (ρ), variabel asli diganti dengan rank-ranknya. Sehingga rumus korelasi Rho Spearman adalah

$$\hat{\rho} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n [R(X_i) - R(Y_i)]^2}{n(n^2 - 1)} = 1 - \frac{6T}{n(n^2 - 1)} \quad (2.59)$$

dimana $\sum_{i=1}^n d_i^2 = \sum_{i=1}^n [R(X_i) - R(Y_i)]^2$ adalah jumlah kuadrat dari selisih antara rank-rank X_i dan Y_i untuk masing-masing pengamatan (Nugroho dkk, 2008). Apabila nilai $\hat{\rho} > r_{tabel}$ maka diambil keputusan tolak H_0 dengan r_{tabel} merupakan tabel koefisien korelasi Spearman pada n dan α tertentu.

Bob (2013) menunjukkan hubungan antara korelasi Rho Spearman yang memiliki variabel acak kontinyu X dan Y dengan copula C adalah sebagai berikut:

$$\rho_{X,Y} = \rho_C = 12 \iint_{I_2} C(u, v) du dv - 3 \quad (2.60)$$

2.8.4 Estimasi Parameter Copula dengan *Maksimum Likelihood Estimation* (MLE)

Nilai MLE dari parameter copula akan digunakan untuk memilih model copula mana yang paling baik digunakan dengan mempertimbangkan nilai yang paling besar. MLE digunakan sebagai acuan pemilihan model copula yang digunakan karena pada dasarnya konsep dari MLE adalah mencari titik tertentu untuk memaksimalkan sebuah fungsi. Sehingga melalui nilai MLE diharapkan bisa dilihat model copula mana yang paling baik digunakan disaat masing-masing fungsi berada dalam kondisi maksimal.

Menurut teori Sklar (1959), f densitas dari d-dimensi F dengan margin univariat F_1, F_2, \dots, F_d dan densitas univariat f_1, f_2, \dots, f_d dapat ditulis seperti berikut.

$$f(x_1, x_2, \dots, x_d) = c(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_d(x_d)) \prod_{i=1}^d f_i(x_i) \quad (2.61)$$

dimana $c(u_1, u_2, \dots, u_d) = \frac{\partial^d c(u_1, u_2, \dots, u_d)}{\partial u_1 \partial u_2 \dots \partial u_d}$ adalah densitas dari d-dimensi copula $C(u_1, u_2, \dots, u_d; \theta)$ dan f adalah pdf univariat standar. Sehingga model fungsi likelihood dapat ditulis seperti persamaan berikut.

$$l(\theta) = \ln c \left(F_{x_1} \left(x_1^{(j)} \right), \dots, F_{x_m} \left(x_m^{(j)} \right) \right) \prod_{i=1}^d \ln \left(f_{x_i} \left(x_i \right) \right) \quad (2.62)$$

Misalkan $\{x_{1t}, \dots, x_{nt}\}_{t=1}^T$ merupakan sampel data matrik. Maka fungsi *log-likelihood* menjadi

$$l(\theta) = \sum_{t=1}^T \ln c \left(F_{x_1} \left(x_1^{(j)} \right), \dots, F_{x_m} \left(x_m^{(j)} \right) \right) + \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^n \ln f_j(x_{jt}) \quad (2.63)$$

dengan θ adalah kumpulan dari semua parameter marjinal dan copula. Oleh karena itu diberikan fungsi probabilitas marjinal dan copula pada *log-likelihood* sebelumnya, dan dengan maksimisasi diberikan estimator *maximum likelihood* seperti persamaan berikut:

$$\hat{\theta}_{MLE} = \max_{\theta} l(\theta) \quad (2.64)$$

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder harga penutupan (*closing price*) saham harian periode 1 Januari 2014 sampai 14 Oktober 2016. Harga penutupan dipilih karena biasanya digunakan sebagai indikator harga pembukaan untuk hari berikutnya. Data saham yang digunakan meliputi 2 saham pertambangan yaitu ADRO (Adaro Energy Tbk.) dan PTBA (Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk.) dan 2 saham perusahaan perbankan yaitu BBRI (Bank Rakyat Indonesia Tbk.) dan BMRI (Bank Mandiri Tbk.). Keempat saham tersebut merupakan saham-saham perusahaan yang masuk dalam indeks LQ45. Masing-masing data harga penutupan saham tersebut dapat diakses pada situs www.finance.yahoo.com

3.2 Langkah-langkah Analisis

Estimasi *Value at Risk* (VaR) dari portofolio keempat saham dilakukan dengan menggunakan metode Copula-GARCH. Sesuai dengan tujuan, maka langkah analisa dibagi menjadi tiga bagian yaitu: mendapatkan model Copula-GARCH pada portofolio saham LQ45, mendapatkan nilai resiko yang diperoleh dari estimasi VaR dengan metode Copula-GARCH pada saham-saham LQ45, dan membandingkan hasil estimasi VaR antara saham pada perusahaan pertambangan dan perbankan. Tahap analisa estimasi VaR dengan metode Copula-GARCH untuk lebih jelasnya adalah sebagai berikut:

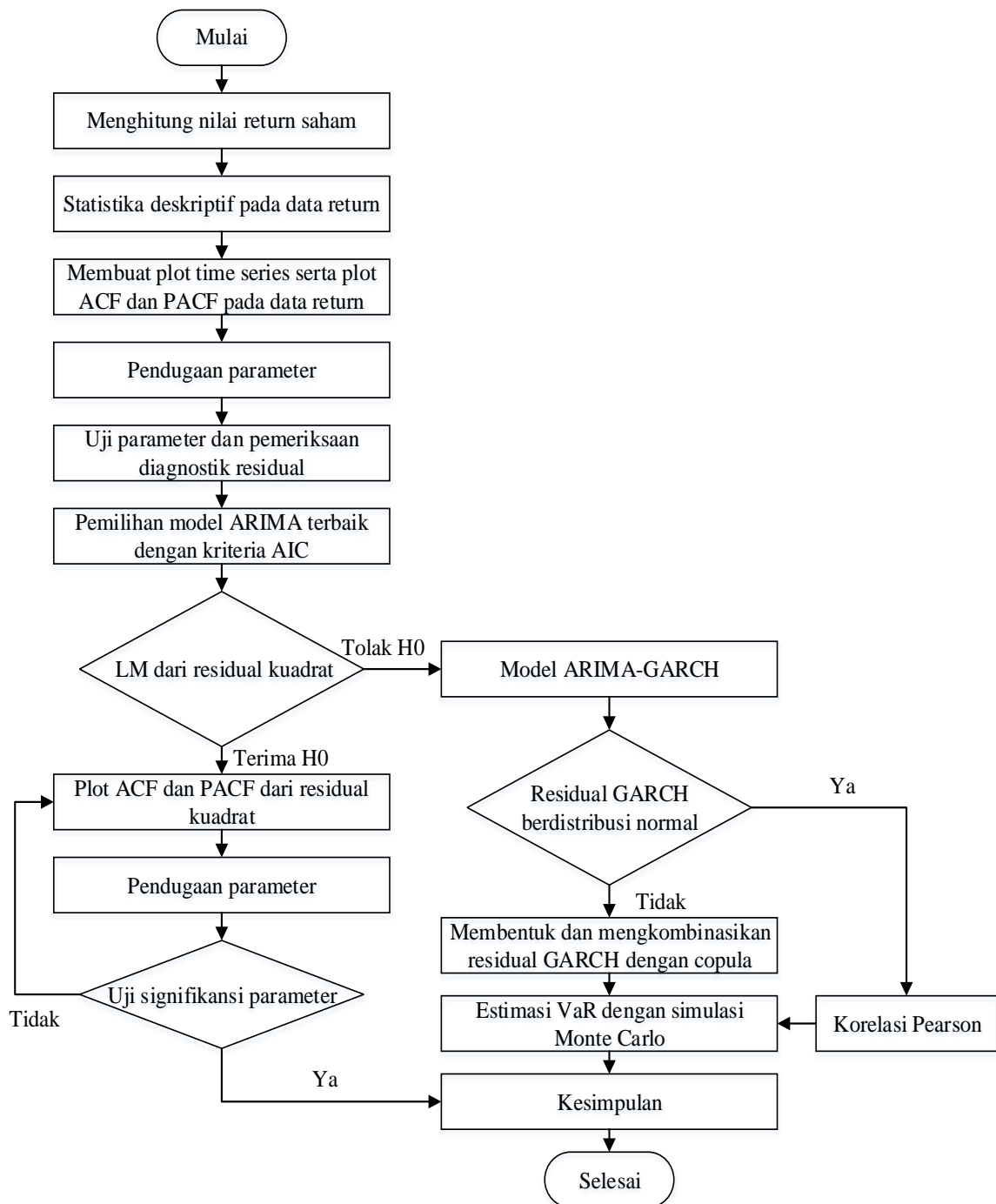
1. Langkah pertama yang dilakukan adalah mendapatkan model Copula-GARCH pada portofolio saham LQ45. Berikut ini adalah langkah analisa yang dilakukan dalam pembentukan model Copula GARCH.
 - a. Menghitung nilai return saham dengan menggunakan Persamaan (2.1) pada masing masing data *closing price* saham harian ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI.
 - b. Melakukan analisis deskriptif untuk mengetahui pola data dari keempat saham.

- c. Melakukan pengujian kestasioneran data dalam mean dengan menggunakan Persamaan (2.9) dan varian dengan menggunakan plot *time series*. Setelah data dinyatakan stasioner dalam mean dan varian, dapat dilanjutkan dengan menentukan ordo menggunakan plot ACF dengan menggunakan Persamaan (2.12) dan PACF dengan menggunakan Persamaan (2.13).
 - d. Melakukan pendugaan dan uji signifikansi parameter dengan menggunakan Persamaan (2.25).
 - e. Melakukan pemeriksaan diagnostik residual dengan menggunakan Persamaan (2.26) untuk mengetahui apakah residual bersifat *white noise*.
 - f. Melakukan pemilihan model ARIMA terbaik dengan kriteria AIC menggunakan Persamaan (2.28).
 - g. Melakukan uji residual kuadrat dengan menggunakan *Langrange Multiplier* (LM). Apabila analisa memberi keputusan untuk menerima H_0 maka dilanjutkan dengan membuat plot ACF dan PACF dari residual kuadrat kemudian dilakukan estimasi parameter. Namun apabila analisa memberi hasil untuk menolak H_0 maka dilanjutkan dengan membentuk model ARCH/ GARCH dengan menggunakan residual ARIMA.
 - h. Melakukan pengujian distribusi normal pada residual GARCH dengan menggunakan Persamaan (2.27). Jika residual berdistribusi normal, maka dilanjutkan dengan melihat hubungan kedua kelompok saham tersebut dengan menggunakan korelasi *pearson*. Namun apabila salah satu residual GARCH tidak berdistribusi normal maka analisa dilanjutkan dengan melakukan permodelan copula.
 - i. Membentuk dan mengkombinasikan residual GARCH saham pertambangan (ADRO dan PTBA) dan saham perbankan (BBRI dan BMRI) ke dalam bentuk copula Elips dan Archimedean. Kemudian dari copula tersebut akan dipilih copula yang paling sesuai berdasarkan nilai *likelihood* yang terbesar.
2. Setelah didapatkan model Copula-GARCH analisa dilanjutkan dengan melakukan estimasi VaR dengan menggunakan metode simulasi *Monte*

Carlo. Berikut ini adalah algoritma sederhana perhitungan VaR menggunakan metode simulasi *Monte Carlo* pada portofolio.

- a. Menentukan nilai parameter copula untuk masing-masing portofolio saham (dalam hal ini adalah perusahaan pertambangan dan perbankan) serta korelasi antar variabel.
 - b. Mensimulasikan nilai return dengan membangkitkan secara random return aset-aset sesuai copula yang terpilih dengan menggunakan parameter yang didapatkan pada langkah (a) sebanyak n buah.
 - c. Menghitung nilai return masing-masing aset sesuai dengan model copula yang terpilih.
 - d. Mencari estimasi kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan $(1-\alpha)$ yaitu nilai kuantil ke- α dari distribusi empiris return portofolio yang diperoleh pada langkah (c).
 - e. Menghitung nilai VaR pada tingkat kepercayaan $(1-\alpha)$ dalam periode waktu t sesuai dengan model copula yang terpilih. Nilai VaR yang diperoleh merupakan kerugian maksimum yang akan diderita portofolio.
 - f. Mengulangi langkah (b) sampai langkah (e) sebanyak m sehingga mencerminkan berbagai kemungkinan nilai VaR portofolio yaitu $VaR_1, VaR_2, \dots, VaR_m$.
 - g. Menghitung rata-rata hasil dari langkah (f) untuk menstabilkan nilai karena nilai VaR yang dihasilkan setiap simulasi berbeda.
3. Membandingkan hasil estimasi VaR yang diperoleh antara saham pada perusahaan pertambangan dan perbankan. Membuat hasil kesimpulan analisis VaR berdasarkan pemilihan model copula terbaik dan besarnya investasi saham dengan asumsi bobot masing-masing saham sama. Kemudian membandingkan hasil kesimpulan analisis VaR antara saham pertambangan (ADRO dan PTBA) dan perbankan (BBRI dan BMRI).

Metode estimasi VaR dengan menggunakan Copula-GARCH untuk lebih lengkapnya disajikan dalam diagram alir pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Pembentukan Model Copula-GARCH

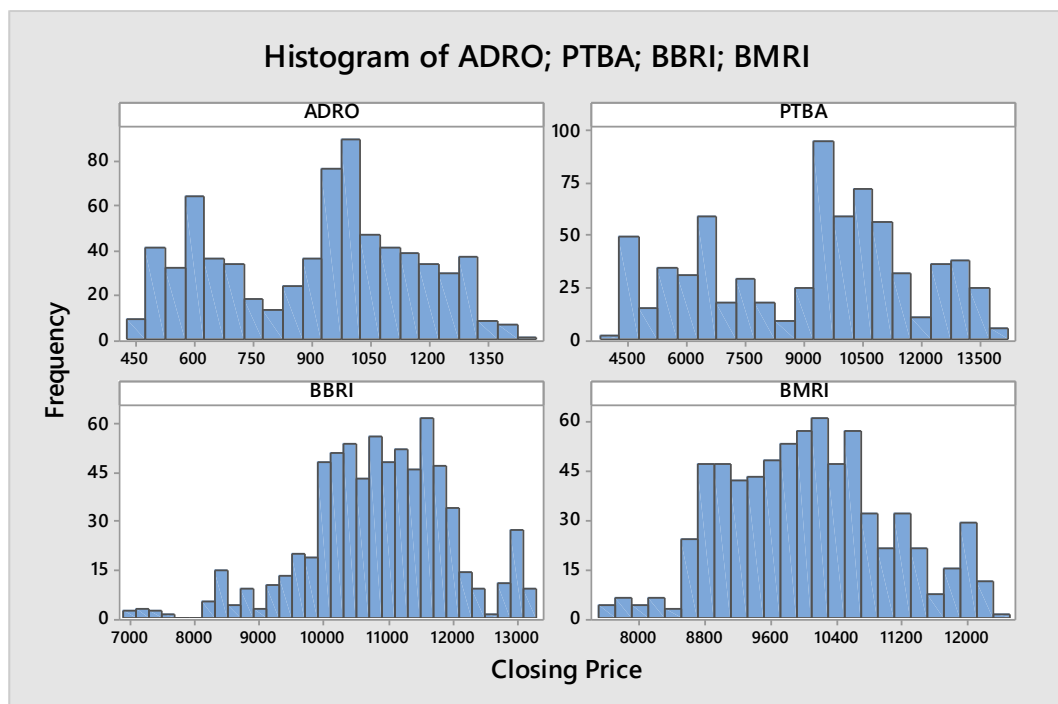
BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab hasil dan pembahasan menyajikan secara rinci hasil analisa yang dilakukan pada saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI. Hasil analisa yang disajikan berupa karakteristik return saham dan estimasi *Value at Risk* (VaR) pada keempat return saham menggunakan metode Copula-GARCH.

4.1 Karakteristik Return Saham

Data yang dianalisa merupakan data harga penutupan (*close price*) saham harian mulai Januari 2014 sampai dengan Oktober 2016. Sebelum dilakukan estimasi nilai VaR, terlebih dahulu dilakukan analisa deskriptif untuk mengetahui karakteristik masing-masing saham yang dianalisa yaitu ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI. Histogram dari *closing price* pada keempat saham disajikan pada Gambar 4.1 berikut ini.



Gambar 4.1 Histogram Data *Closing Price* Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa histogram keempat saham tersebut cenderung berpola fluktuatif. Selanjutnya berdasarkan data *closing price*

saham tersebut akan dihitung nilai return masing-masing saham dengan menggunakan Persamaan 2.1 yang hasilnya ditampilkan pada lampiran 2. Hasil analisa dari statistika deskriptif pada keempat data *return* saham berdasarkan lampiran 3 ditampilkan sebagai berikut.

Tabel 4.1 Analisis Deskriptif dari Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI

Kode Saham	Rata-rata	Varians	Skewness
ADRO	0,00037	0,00091	0,29
PTBA	0,000191	0,000697	0,62
BBRI	0,000729	0,000397	0,24
BMRI	0,000514	0,000339	0,28

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa return saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI memiliki rata-rata return bernilai positif yang berarti keempat saham ini akan cenderung memberikan keuntungan kepada investor, sehingga dapat dikatakan bahwa menyertakan keempat saham dalam suatu portofolio merupakan keputusan yang tepat.

Nilai varians tertinggi dimiliki oleh saham ADRO sebesar 0,00091, hal ini menunjukkan bahwa saham ADRO tersebut memiliki potensi kerugian paling besar diantara saham lainnya. Nilai skewness pada keempat saham tidak ada yang bernilai nol yang berarti setiap saham mengalami pergeseran dari nilai rata-rata sebesar nol yang mengindikasikan data tidak berdistribusi normal.

Selanjutnya dilakukan pengujian distribusi normal terhadap return saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI dengan uji *Kolmogorov Smirnov* seperti yang ditampilkan pada Lampiran 3 dengan hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis

H_0 : Data Berdistribusi Normal

H_1 : Data Tidak Berdistribusi Normal

Statistik Uji

$$D = \sup_x [S_{(x)} - F_0(x)]$$

Tabel 4.2 Pengujian Distribusi Normal

Saham	D_{hit}	p-value	Keputusan
ADRO	0,074	<0,010	Tolak H_0
PTBA	0,090	<0,010	Tolak H_0
BBRI	0,085	<0,010	Tolak H_0
BMRI	0,097	<0,010	Tolak H_0

Hasil pada Tabel 4.2 menunjukkan apabila nilai D_{hitung} keempat return saham dibandingkan dengan nilai tabel *Kolmogorov Smirnov* yang bernilai sebesar 0,05079 dan apabila nilai *p-value* dibandingkan dengan nilai α , maka dapat diambil keputusan untuk menolak H_0 . Hal ini disebabkan nilai D_{hit} lebih besar dibandingkan dengan nilai tabel *Kolmogorov Smirnov* dan nilai *p-value* $< \alpha$ yang berarti bahwa keempat return saham tidak berdistribusi normal.

Setelah dilakukan uji kenormalan, dilakukan pembentukan plot *time series* terlebih dahulu untuk mengetahui pola data dari return saham yang dianalisa. Dari pembentukan plot *time series* pada masing-masing return saham seperti yang ada pada Lampiran 4 dapat kita lihat bahwa pada saat-saat tertentu data return cenderung memiliki nilai yang sangat tinggi ataupun sangat rendah dibandingkan pada hari-hari lain pada saat-saat tertentu. Misalnya saja seperti pada data return pada *time series* plot saham ADRO yang menunjukkan bahwa pada waktu ke 429 (25 Agustus 2015), saham tersebut memiliki nilai return yang sangat tinggi dibandingkan hari-hari pada umumnya dan pada waktu ke 464 (13 Oktober 2015) saham tersebut memiliki nilai return yang sangat rendah.

4.2 Permodelan ARIMA

4.2.1 Pengujian Kestasioneran Data

Sebelum melakukan permodelan GARCH terlebih dahulu dilakukan permodelan ARIMA. Identifikasi model ARIMA dilakukan dengan melakukan pemeriksaan kestasioneran data dan pendugaan model ARIMA. Pemeriksaan kestasioneran dapat dilakukan dengan menggunakan plot *time series* serta plot ACF dan PACF. Namun dilakukan uji stasioneritas pada ragam terlebih dahulu sebelum membentuk kedua plot tersebut. Pada data return saham diketahui bahwa terdapat nilai negatif dan nol, sehingga perlu dilakukan transformasi dengan

menambahkan nilai 1 pada masing-masing data return, kemudian dilanjutkan dengan transformasi *Box-Cox*. Data return merupakan data hasil transformasi dari *closing price* sehingga tidak dilakukan transformasi dan data telah diasumsikan stasioner dalam varians.

Berdasarkan Lampiran 4 yang menampilkan plot *time series* dapat dilihat bahwa secara visual data telah stasioner dalam *mean* karena cenderung berada di sekitar nilai rata-rata. Selain itu, pada Lampiran 5 yang menampilkan plot ACF dan PACF dapat dilihat bahwa pola data turun cepat (*dies down*) pada keempat saham, sehingga disimpulkan bahwa data *return* keempat saham tersebut telah stasioner baik terhadap ragam maupun rata-rata.

4.2.2 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter

Data *return* saham yang telah stasioner, selanjutnya dilakukan permodelan dengan menggunakan model ARIMA berdasarkan pola plot ACF dan PACF pada Lampiran 5. Model dugaan ARIMA untuk keempat saham tersebut ditampilkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Saham	Model	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>
ADRO	ARIMA ([17,23,43],0,0)	ϕ_{17}	0.10851	0.0040
		ϕ_{23}	0.09624	0.0107
		ϕ_{43}	-0.06725	0.0799
	ARIMA ([17,23],0,0)	ϕ_{17}	0,10540	0,0051
		ϕ_{23}	0,09409	0,0127
	ARIMA (0,0,[17,23])	θ_{17}	-0,11787	0,0018
θ_{23}		-0,10067	0,0078	
PTBA	ARIMA ([0,0],[71])	θ_{71}	0,11526	0,0036
	ARIMA ([71],0,[71])	ϕ_{71}	0,76230	<0,0001
		θ_{71}	0,85705	<0,0001
BBRI	ARIMA ([5,63],0,0)	ϕ_5	-0.11761	0.0016
		ϕ_{63}	-0.07674	0.0417
	ARIMA ([33],0,[5])	ϕ_{33}	0,07677	0,0418
		θ_5	0,12334	0,0010
BMRI	ARIMA ([2,11,14,44],0,0)	ϕ_2	-0,112076	0,0025
		ϕ_{11}	-0,08571	0,0211
		ϕ_{14}	0,08595	0,0209
		ϕ_{44}	0,09312	0,0134
	ARIMA (0,[2,39])	θ_2	0,11825	0,0015
		θ_{39}	0,10047	0,0080

Tabel 4.3 menunjukkan model dugaan ARIMA beserta estimasi parameter dari masing-masing saham. Pembentukan model ARIMA dapat dijelaskan sebagai berikut. Sebagai contoh adalah saham ADRO terdapat lag 17, 23, dan 43 yang signifikan pada plot PACF sehingga model yang terbentuk adalah ARIMA ([17,23,43],0,0). Namun setelah dilakukan uji signifikansi ternyata terdapat salah satu parameter dari ARIMA([17,23,43],0,0) yang tidak signifikan dengan nilai p-value adalah 0,0799 ($>0,05$), sehingga dibuanglah model tersebut. Kemudian dibentuk model dugaan yang baru yaitu ARIMA ([17,23],0,0) yang nilai parameternya telah signifikan secara statistik. Selanjutnya pada plot ACF terdapat lag 17 dan 23 yang signifikan, sehingga model yang terbentuk adalah (0,0,[17,23]). Langkah tersebut juga berlaku dalam penaksiran model ARIMA pada saham lainnya.

4.2.3 Uji Diagnostik Residual

Pengujian *white noise* dan distribusi normal pada residual dugaan model ARIMA dilakukan dengan menggunakan *uji diagnostic* residual. Uji *Ljung-Box* digunakan untuk mengetahui residual yang *white noise* dengan menggunakan statistik uji Q yang dihitung dengan nilai *autocorrelation* dari residual (ρ_k) dengan hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis:

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \text{ (residual white noise)}$$

$$H_1 : \text{minimal ada 1 } \rho_k \neq 0 ; k = 1, 2, 3, \dots, k \text{ (residual tidak white noise)}$$

Jika nilai Q lebih besar dibandingkan dengan nilai tabel $\chi^2_{\alpha; k-p-q}$ atau $p - value < \alpha$, maka diambil keputusan Tolak H_0 , artinya residual tidak *white noise* (Wei, 2006) dengan taraf signifikansi α sebesar 5%.. Hasil pengujian asumsi residual *white noise* berdasarkan model dugaan yang signifikan sebelumnya ditampilkan pada Lampiran 8 bagian b. Hasil uji *white noise* dapat dilihat pada Tabel 4.4 berikut.

Tabel 4.4 Uji *White Noise* Model Dugaan ARIMA

Saham	Model	Lag					
		6	12	18	24	30	36
ADRO	ARIMA ([17,23],0,0)	0,4467	0,4749	0,7165	0,7224	0,6154	0,3306
	ARIMA (0,0,[17,23])	0,4442	0,4682	0,7021	0,7233	0,6303	0,351
PTBA	ARIMA (0,0,[71])	0,1145	0,1257	0,0857	0,0991	0,0696	0,166
	ARIMA ([71],0,[71])	0,0612	0,1114	0,1207	0,1761	0,1313	0,2739
BBRI	ARIMA ([5,63],0,0)	0,059	0,1182	0,2353	0,5159	0,4919	0,2311
	ARIMA ([33],0,[5])	0,0605	0,118	0,2465	0,5473	0,4552	0,3551
BMRI	ARIMA ([2,11,14,44],0,0)	0,0885	0,6806	0,8106	0,9304	0,9291	0,7415
	ARIMA (0,0,[2,39])	0,2508	0,3305	0,2117	0,461	0,3786	0,3046

Tabel 4.4 menjelaskan nilai *p-value* untuk setiap saham pada model dugaan ARIMA. Berdasarkan tabel dapat dilihat bahwa nilai setiap *lag* pada setiap model dugaan ARIMA memiliki nilai lebih besar daripada nilai α sebesar 5% sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model dugaan ARIMA pada keempat saham tersebut telah memenuhi asumsi *white noise*.

Selanjutnya dilakukan pengujian distribusi normal pada residual model dugaan ARIMA dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. Berikut ini merupakan hipotesis yang digunakan dalam pengujian tersebut.

Hipotesis

H_0 : Data Berdistribusi Normal

H_1 : Data Tidak Berdistribusi Normal

Statistik Uji

$$D = \sup_x |S_{(x)} - F_0(x)|$$

Tabel 4.5 Pengujian Distribusi Normal pada Residual Model Dugaan ARIMA

Saham	Model	D_{hitung}	<i>p-value</i>
ADRO	ARIMA ([17,23],0,0)	0,061729	<0,0100
	ARIMA (0,0,[17,23])	0,059902	<0,0100
PTBA	ARIMA (0,0,[71])	0,078258	<0,0100
	ARIMA ([71],0,[71])	0,077756	<0,0100
BBRI	ARIMA ([5,63],0,0)	0,076525	<0,0100
	ARIMA ([33],0,[5])	0,079282	<0,0100
BMRI	ARIMA ([2,11,14,44],0,0)	0,077469	<0,0100
	ARIMA (0,0,[2,39])	0,073607	<0,0100

Tabel 4.5 diatas menunjukkan bahwa nilai D_{hitung} pada semua return saham apabila dibandingkan dengan nilai tabel *Kolmogorov Smirnov* sebesar 0,05079 akan menghasilkan keputusan Tolak H_0 . Hal ini disebabkan nilai D_{hitung} lebih besar dibandingkan dengan nilai tabel *Kolmogorov Smirnov*, yang berarti bahwa ketiga return saham tidak berdistribusi normal. Hal ini didukung dengan nilai *p-value* yang kurang dari $\alpha = 5\%$.

4.2.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model ARIMA terbaik dari masing-masing keempat return saham dilakukan dengan menggunakan kriteria AIC yaitu dengan mempertimbangkan nilai AIC terkecil, seperti yang disajikan pada Tabel 4.6 dibawah.

Tabel 4.6 Pemilihan Model Terbaik pada Model ARIMA

Saham	Model	Kriteria AIC
ADRO	ARIMA ([17,23],0,0)	-2996.77
	ARIMA (0,0,[17,23])	-2997.97
PTBA	ARIMA (0,0,[71])	-3183.49
	ARIMA ([71],0,[71])	-3184.32
BBRI	ARIMA ([5,63],0,0)	-3590.1
	ARIMA ([33],0,[5])	-3590.07
BMRI	ARIMA ([2,11,14,44],0,0)	-3711.68
	ARIMA (0,0,[2,39])	-3706.87

Pada Tabel 4.6 menunjukkan nilai AIC dari masing-masing model dugaan dengan mempertimbangkan nilai AIC terkecil. Sehingga berdasarkan Tabel 4.6 diperoleh model terbaik untuk saham ADRO adalah ARIMA (0,0,[17,23]), saham PTBA adalah ARIMA ([71],0,[71]), saham BBRI adalah model ARIMA ([5,63],0,0), dan saham BMRI adalah model ARIMA ([2,11,14,44],0,0). Model ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil pada keempat return saham tersebut adalah sebagai berikut.

a. ADRO

$$Z_t = a_t + 0,11787a_{t-17} + 0,10067a_{t-23}$$

b. PTBA

$$Z_t = 0,76230Z_{t-71} + a_t - 0,85705a_{t-71}$$

c. BBRI

$$Z_t = -0.11761Z_{t-5} - 0.07674Z_{t-63} + a_t$$

d. BMRI

$$Z_t = -0,112076Z_{t-2} - 0,08571Z_{t-11} + 0,08595Z_{t-14} + 0,09312Z_{t-44} + a_t$$

4.3 Permodelan GARCH

Setelah dilakukan pemilihan model dugaan ARIMA dan pemilihan model terbaik ARIMA dari masing-masing return saham, langkah selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan terhadap residual kuadrat dari model terpilih tersebut apakah konstan atau tidak. Pemeriksaan dilakukan dengan menggunakan Uji *Ljung-Box* dan *Langrange Multiplier*.

Uji *Ljung-Box* digunakan untuk mengetahui adanya unsur autokorelasi residual dengan menggunakan statistik uji Q yang dihitung dengan nilai *autocorrelation* dari residual (ρ_k). Uji *Langrange Multiplier* (LM) merupakan suatu uji terhadap kehadiran unsur *heteroscedasticity* (volatilitas dinamik) terhadap residual data return saham.

4.3.1 Saham ADRO

Adanya unsur autokorelasi dan keberadaan efek ARCH/GARCH pada residual return saham ADRO dapat dilihat pada Tabel 4.7 berikut.

Tabel 4.7 Uji Ljung Box dan LM pada Residual ADRO

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	31,146	0,0776	30,212	0,0822
2	334,543	< 0,0001	311,151	< 0,0001
3	355,431	< 0,0001	316,443	< 0,0001
4	475,073	< 0,0001	363,238	< 0,0001
5	482,695	< 0,0001	363,263	< 0,0001
6	482,744	< 0,0001	377,837	< 0,0001

Berdasarkan Tabel 4.7 diperoleh nilai Q dan LM pada saham ADRO memiliki *p-value* < 0,0001 mulai pada order kedua dan seterusnya sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat proses ARCH/GARCH pada a_t^2 dan ketidakstabilan varian residual ARIMA (0,0,[17,23]) dengan varians sebesar

0,00111885. Sehingga dapat dilanjutkan dengan menggunakan permodelan GARCH.

Berdasarkan hasil estimasi GARCH yang ditampilkan pada Lampiran 9, didapatkan dua model GARCH yang signifikan secara statistik yang disajikan pada Tabel 4.8 sebagai berikut.

Tabel 4.8 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model GARCH pada Return Saham ADRO

Model	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>
GARCH (1,1)	ω	0,0000189	0,0092
	α_1	0,0664	<0,0001
	β_1	0,9142	<0,0001
GARCH (1,2)	ω	0,0000239	0,0032
	α_1	0,2308	0,0002
	α_2	-0,1385	0,0223
	β_1	0,8864	<0,0001

Dari hasil yang tertera pada Tabel 4.8 dapat dilihat bahwa parameter dari model GARCH (1,1) dan GARCH (1,2) signifikan secara statistik. Sehingga perlu dilakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan AIC untuk memilih model yang digunakan. Pemilihan model AIC untuk model GARCH pada saham ADRO disajikan pada Tabel 4.9 sebagai berikut.

Tabel 4.9 Pemilihan Model Terbaik GARCH pada Return Saham ADRO

Model	Kriteria AIC
GARCH (1,1)	-3054.2079
GARCH (1,2)	-3050.0101

Dari hasil yang tertera pada Tabel 4.9 dapat dilihat nilai AIC terkecil diantara dua model GARCH yang signifikan. Tabel diatas menunjukkan bahwa nilai AIC pada model GARCH (1,1) lebih kecil dari nilai AIC model GARCH (1,2). Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk saham ADRO adalah model GARCH (1,1) sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = 0,0000189 + 0,9142 \sigma_{t-1}^2 + 0,0664 a_{t-1}^2$$

Model tersebut menjelaskan bahwa saham ADRO memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh

residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,0000189.

4.3.2 Saham PTBA

Adanya unsur autokorelasi dan keberadaan efek ARCH/GARCH pada residual return saham PTBA dapat dilihat pada Tabel 4.10 berikut ini.

Tabel 4.10 Uji Ljung Box dan LM pada Residual PTBA

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	91,642	0,0025	89,045	0,0028
2	225,044	< 0,0001	196,173	< 0,0001
3	319,236	< 0,0001	24,726	< 0,0001
4	356,635	< 0,0001	25,575	< 0,0001
5	363,454	< 0,0001	255,964	0,0001
6	444,956	< 0,0001	302,156	< 0,0001

Berdasarkan Tabel 4.10 diperoleh bahwa nilai Q dan LM pada saham PTBA memiliki $p\text{-value} < 0,05$ sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat proses ARCH/GARCH pada a_t^2 dan ketidakstabilan varian residual ARIMA ([17],0,[17]) dengan varians sebesar 0,00073544. Sehingga dapat dilanjutkan dengan menggunakan permodelan GARCH.

Berdasarkan hasil estimasi GARCH yang ditampilkan pada Lampiran 9 didapatkan dua model GARCH yang signifikan secara statistik yang disajikan pada Tabel 4.11 sebagai berikut.

Tabel 4.11 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model GARCH pada Return Saham PTBA

Model	Parameter	Estimasi	$p\text{-value}$
GARCH (1,1)	ω	0,00011	<0,0001
	α_1	0,2067	<0,0001
	β_1	0,6438	<0,0001
GARCH (1,2)	ω	0,000193	<0,0001
	α_1	0,1530	0,0011
	α_2	0,1619	0,0030
	β_1	0,4223	<0,0001

Dari hasil yang tertera pada Tabel 4.11 dapat dilihat bahwa parameter dari model GARCH (1,1) dan GARCH (1,2) signifikan secara statistik. Sehingga perlu dilakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan AIC untuk memilih

model yang digunakan. Pemilihan model AIC untuk model GARCH pada saham PTBA disajikan pada Tabel 4.12 sebagai berikut.

Tabel 4.12 Pemilihan Model Terbaik GARCH pada Return Saham PTBA

Model	Kriteria AIC
GARCH (1,1)	-3246.5261
GARCH (1,2)	-3247.9558

Dari hasil yang tertera pada Tabel 4.12 dapat dilihat nilai AIC terkecil diantara dua model GARCH yang signifikan. Tabel diatas menunjukkan bahwa nilai AIC pada model GARCH (1,2) lebih kecil dari nilai AIC model GARCH (1,1). Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk saham PTBA adalah model GARCH (1,2) sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = 0,000193 + 0,4223 \sigma_{t-1}^2 + 0,1530 a_{t-1}^2 + 0,1619 a_{t-2}^2$$

Model tersebut menjelaskan bahwa saham PTBA memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu t-1 serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,000193.

4.3.3 Saham BBRI

Adanya unsur autokorelasi dan keberadaan efek ARCH/GARCH pada residual return saham BBRI dapat dilihat pada Tabel 4.13 berikut ini.

Tabel 4.13 Uji Ljung Box dan LM pada Residual BBRI

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	39,082	0,0481	38,137	0,0508
2	120,756	0,0024	110,469	0,004
3	169,461	0,0007	142,927	0,0025
4	200,534	0,0005	157,781	0,0033
5	203,756	0,0011	157,781	0,0075
6	206,182	0,0021	157,787	0,015

Berdasarkan Tabel 4.13 diperoleh bahwa nilai Q dan LM pada saham BBRI memiliki *p-value* < 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat proses ARCH/GARCH pada a_t^2 dan ketidakstabilan varian residual ARIMA

([5,63],0,0) dengan varians sebesar 0,00037128. Sehingga dapat dilanjutkan dengan menggunakan permodelan GARCH.

Berdasarkan hasil estimasi GARCH yang ditampilkan pada Lampiran 9 didapatkan dua model GARCH yang signifikan secara statistik yang disajikan pada Tabel 4.14 sebagai berikut.

Tabel 4.14 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model GARCH pada Return Saham BBRI

Model	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>
GARCH (1,1)	ω	0,000005178	0,0041
	α_1	0,0343	0,0003
	β_1	0,9517	<0,0001
GARCH (1,2)	ω	0,000031	0,0015
	α_1	0,2736	<0,0001
	α_2	-0,1412	0,0347
	β_1	0,8129	<0,0001

Dari hasil yang tertera pada Tabel 4.14 dapat dilihat bahwa parameter dari model GARCH (1,1) dan GARCH (1,2) signifikan secara statistik. Sehingga perlu dilakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan AIC untuk memilih model yang digunakan. Pemilihan model AIC untuk model GARCH pada saham BBRI disajikan pada Tabel 4.15 sebagai berikut.

Tabel 4.15 Pemilihan Model Terbaik GARCH pada Return Saham BBRI

Model	Kriteria AIC
GARCH (1,1)	-3644.0741
GARCH (1,2)	-3637.295

Dari hasil yang tertera pada Tabel 4.15 dapat dilihat nilai AIC terkecil diantara dua model GARCH yang signifikan. Tabel diatas menunjukkan bahwa nilai AIC pada model GARCH (1,1) lebih kecil dari nilai AIC model GARCH (1,2). Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk saham BBRI adalah model GARCH (1,1) sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = 0,000005178 + 0,9517 \sigma_{t-1}^2 + 0,0343 a_{t-1}^2$$

Model tersebut menjelaskan bahwa saham BBRI memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual

kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,000005178.

4.3.4 Saham BMRI

Adanya unsur autokorelasi dan keberadaan efek ARCH/GARCH pada residual return saham BMRI dapat dilihat pada Tabel 4.16 berikut.

Tabel 4.16 Uji Ljung Box dan LM pada Residual BMRI

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	177,281	< 0,0001	170,407	< 0,0001
2	20,414	< 0,0001	179,226	0,0001
3	206,772	0,0001	17,929	0,0005
4	261,071	< 0,0001	225,119	0,0002
5	273,952	< 0,0001	226,747	0,0004
6	273,982	0,0001	229,392	0,0008

Berdasarkan Tabel 4.16 diperoleh bahwa nilai Q dan LM pada saham BMRI memiliki $p\text{-value} < 0,05$ sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat proses ARCH/GARCH pada a_t^2 dan ketidakstabilan varian residual ARIMA ([2,11,14,44],0,0) dengan varians sebesar 0,00033768. Sehingga dapat dilanjutkan dengan menggunakan permodelan GARCH.

Berdasarkan hasil estimasi GARCH yang ditampilkan pada Lampiran 9 didapatkan dua model GARCH yang signifikan secara statistik yang disajikan pada Tabel 4.17 sebagai berikut.

Tabel 4.17 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model GARCH pada Return Saham BMRI

Model	Parameter	Estimasi	$p\text{-value}$
GARCH (1,1)	ω	0,0000562	< 0,0001
	α_1	0,1369	< 0,0001
	β_1	0,6967	< 0,0001
GARCH (1,2)	ω	0,0000060037	0,0046
	α_1	0,1256	0,0004
	α_2	-0,0773	0,0273
	β_1	0,9362	< 0,0001

Dari hasil yang tertera pada Tabel 4.17 dapat dilihat bahwa parameter dari model GARCH (1,1) dan GARCH (1,2) signifikan secara statistik. Sehingga perlu dilakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan AIC untuk memilih

model yang digunakan. Pemilihan model AIC untuk model GARCH pada saham BMRI disajikan pada Tabel 4.18 sebagai berikut.

Tabel 4.18 Pemilihan Model Terbaik GARCH pada Return Saham BMRI

Model	Kriteria AIC
GARCH (1,1)	-3754.8744
GARCH (1,2)	-3754.5405

Dari hasil yang tertera pada Tabel 4.18 dapat dilihat nilai AIC terkecil diantara dua model GARCH yang signifikan. Tabel diatas menunjukkan bahwa nilai AIC pada model GARCH (1,1) lebih kecil dari nilai AIC model GARCH (1,2). Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk saham BMRI adalah model GARCH (1,1) sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = 0,0000562 + 0,6967 \sigma_{t-1}^2 + 0,1369 a_{t-1}^2$$

Model tersebut menjelaskan bahwa saham BMRI memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu t-1 serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,0000562.

4.4 Copula

Setelah mendapatkan model GARCH (1,1) masing-masing return saham, selanjutnya adalah memodelkan residual GARCH(1,1) dengan menggunakan metode Copula. Sebelumnya dilakukan pengujian kenormalan untuk melihat apakah residual GARCH (1,1) memiliki distribusi normal atau tidak. Hipotesis pada uji *Kolmogorov Smirnov* adalah sebagai berikut.

Hipotesis

H_0 : Data residual GARCH berdistribusi normal

H_1 : Data residual GARCH tidak berdistribusi normal

Tabel 4.19 Pengujian Distribusi Normal pada Residual GARCH

Saham	D_{hitung}	p-value
ADRO	0,060	< 0,010
PTBA	0,078	< 0,010
BBRI	0,077	< 0,010
BMRI	0,077	< 0,010

Tabel 4.19 menunjukkan bahwa nilai $p\text{-value} < \alpha$ (0,05) sehingga diambil keputusan tolak H_0 yang berarti keseluruhan data residual tidak berdistribusi normal. Selanjutnya dilakukan uji distribusi pada masing-masing residual GARCH (1,1) untuk mendapatkan distribusi yang paling sesuai pada masing-masing residual. Semakin kecil nilai pengujian *Kolmogorov Smirnov* pada masing-masing distribusi berarti semakin sesuai dengan distribusi masing-masing residual. Dengan bantuan software *easy fit* maka dicari distribusi yang paling sesuai, sehingga diperoleh hasil seperti pada Tabel 4.20 sebagai berikut.

Tabel 4.20 Pemilihan Distribusi Residual GARCH

Saham	Distribusi
ADRO	Laplace
PTBA	Burr
BBRI	Laplace
BMRI	Laplace

Tabel 4.20 menunjukkan bahwa distribusi masing-masing return saham berbeda. Pada saham ADRO distribusi Laplace berada pada peringkat 1 dipilih dan pada saham PTBA distribusi Burr pada peringkat 1 dipilih. Pada saham BBRI dan BMRI dipilih distribusi Laplace yang berada pada peringkat 1. Karena ketiga saham tersebut memiliki distribusi yang berbeda-beda dan tidak terindikasi berdistribusi normal, maka digunakan copula dalam melakukan *joint distribution* pada keempat saham tersebut untuk menghitung nilai kerugian. Hasil pemilihan distribusi dapat dilihat pada Lampiran 10. Pemilihan distribusi dilakukan hanya untuk memperkuat asumsi bahwa residual GARCH tidak berdistribusi normal dan cenderung mengikuti pola selain distribusi normal. Selain itu pemilihan distribusi residual GARCH juga ditujukan untuk mengetahui apakah antara residual GARCH return saham satu dengan yang lainnya cenderung mengikuti distribusi yang sama atau tidak.

4.5 Uji Dependensi

Uji dependensi dilakukan yaitu untuk mengetahui apakah terdapat dependensi antara masing-masing saham. Terdapat dua uji dependensi yang digunakan yaitu uji Kendall Tau dan Rho Spearman. Berikut adalah hipotesis yang digunakan pada masing-masing uji dependensi.

Hipotesis uji korelasi Tau Kendall

$H_0: \tau = 0$ (dua variabel independen)

$H_1: \tau \neq 0$ (dua variabel tidak independen)

Hipotesis uji korelasi Rho Spearman

$H_0: \rho = 0$ (dua variabel independen)

$H_1: \rho \neq 0$ (dua variabel tidak independen)

Tabel 4.21 Uji Dependensi

Saham	Korelasi	Statistik Uji	<i>p-value</i>
ADRO dan PTBA	Tau Kendall	0,3853725	$< 2,2 \times 10^{-16}$
	Rho Spearman	0,5381209	$< 2,2 \times 10^{-16}$
BBRI dan BMRI	Tau Kendall	0,4615337	$< 2,2 \times 10^{-16}$
	Rho Spearman	0,6354464	$< 2,2 \times 10^{-16}$

Berdasarkan Tabel 4.21 dengan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ (0,05) diperoleh nilai *p-value* kurang dari 0,05 baik antara saham ADRO dan PTBA atau BBRI dan BMRI sehingga diambil keputusan tolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa terdapat dependensi antara saham-saham tersebut. Hasil pengujian ditampilkan selengkapnya pada Lampiran 13.

4.6 Pemilihan Model Copula

Pada pengujian sebelumnya diketahui bahwa terdapat mutual dependensi diantara saham-saham sehingga kemudian akan dilakukan permodelan dengan menggunakan copula normal, copula student-t, copula gumbel, copula clayton, dan copula frank. Hasil estimasi dan pemilihan model dapat dilihat pada Tabel 4.22 dan 4.23.

Tabel 4.22 Pemilihan Model Copula Terbaik untuk Saham ADRO dan PTBA

Copula	Estimasi	Std. Error	Nilai MLE
Normal	0,5714	0,022	138,9
Student-t	0,5722	0,027	149,9
Gumbel	1,585	0,047	134,2
Clayton	0,9139	0,072	113,4
Frank	4,1	0,259	129,7

Dari tabel 4.22 didapatkan model copula untuk residual GARCH saham ADRO dan PTBA sebagai berikut.

a. Copula Normal

$$C_{0,5714}^{Ga} = P(\Phi(X_1) \leq u_1, \Phi(X_2) \leq u_2) = \Phi_{0,5714}^2(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2))$$

b. Copula Student-t

$$\begin{aligned} C_{5,2107,0,5722}^t &= P(t_{5,2107}(X_1) \leq u_1, t_{0,52107}(X_2) \leq u_2) \\ &= t_{5,2107,0,5722}^2(t_{0,52107}^{-1}(u_1), t_{0,52107}^{-1}(u_2)) \end{aligned}$$

c. Copula Clayton

$$C(u_1, u_2) = [u_1^{-1,585} + u_2^{-1,585} - 1]^{-\frac{1}{1,585}}$$

d. Copula Gumbel

$$C(u_1, u_2) = \exp\left\{-\left[-\ln(u_1)^{0,9139} - \ln(u_2)^{0,9139}\right]^{\frac{1}{0,9139}}\right\}$$

e. Copula Frank

$$C(u_1, u_2) = -\frac{1}{4,1} \ln\left\{1 + \frac{(\exp(-4,1 u_1) - 1)(\exp(-4,1 u_2) - 1)}{(\exp(-4,1) - 1)}\right\}$$

Tabel 4.23 Pemilihan Model Copula Terbaik untuk Saham BBRI dan BMRI

Copula	Estimasi	Std. Error	Nilai MLE
Normal	0,6817	0,017	220,4
Student-t	0,6771	0,020	227
Gumbel	1,808	0,054	204,3
Clayton	1,298	0,082	189,5
Frank	5,136	0,273	191

Dari tabel 4.23 didapatkan model copula untuk residual saham BBRI dan BMRI sebagai berikut:

a. Copula Normal

$$C_{0,6817}^{Ga} = P(\Phi(X_1) \leq u_1, \Phi(X_2) \leq u_2) = \Phi_{0,6817}^2(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2))$$

b. Copula Student-t

$$\begin{aligned} C_{7,0374,0,6771}^t &= P(t_{7,0374}(X_1) \leq u_1, t_{7,0374}(X_2) \leq u_2) \\ &= t_{7,0374,0,6771}^2(t_{7,0374}^{-1}(u_1), t_{7,0374}^{-1}(u_2)) \end{aligned}$$

c. Copula Clayton

$$C(u_1, u_2) = [u_1^{-1,298} + u_2^{-1,298} - 1]^{-\frac{1}{1,298}}$$

d. Copula Gumbel

$$C(u_1, u_2) = \exp\left\{-[-\ln(u_1)]^{1,808} - \ln(u_2)^{1,808}\right\}^{\frac{1}{1,808}}$$

e. Copula Frank

$$C(u_1, u_2) = -\frac{1}{5,136} \ln\left\{1 + \frac{(\exp(-5,136 u_1) - 1)(\exp(-5,136 u_2) - 1)}{(\exp(-5,136) - 1)}\right\}$$

Tabel 4.22 dan 4.23 menyajikan hasil estimasi parameter pada keempat saham dengan copula normal, student-t, gumbel, clayton, dan copula frank berdasarkan Lampiran 13. Nilai *maximum likelihood* terbesar dimiliki oleh copula student-t yaitu 29,46 untuk saham ADRO dan PTBA serta 227 untuk saham BBRI dan BMRI. Hal ini menunjukkan bahwa copula student-t merupakan model copula terbaik yang menunjukkan bahwa copula student-t merupakan model copula terbaik lebih mampu menangkap *heavy tail* dibandingkan dengan model copula lainnya. Hasil pemilihan model copula ditampilkan selengkapnya pada Lampiran 13.

4.7 Estimasi *Value at Risk*

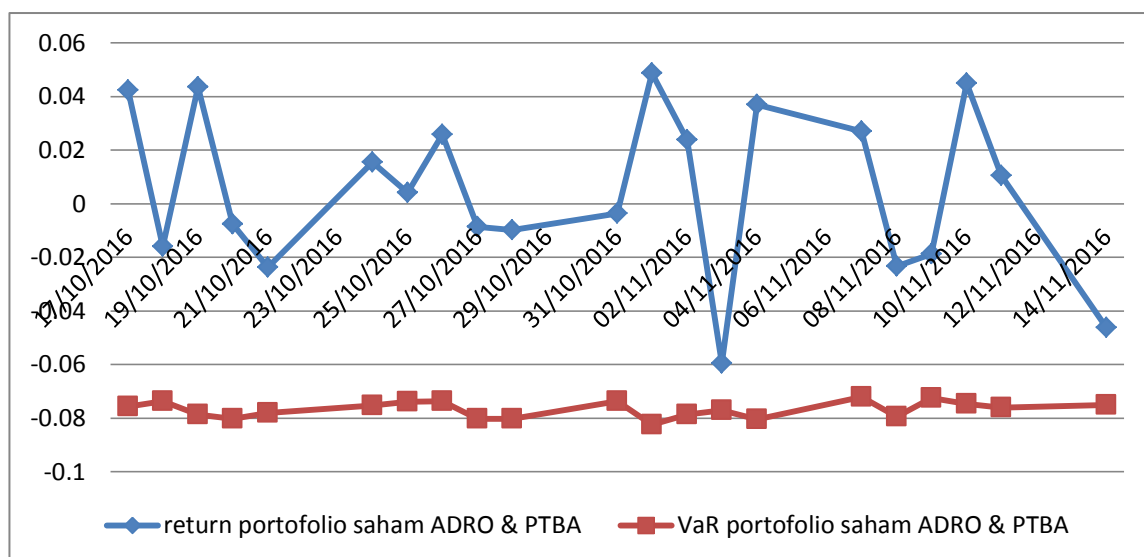
Berdasarkan pengujian sebelumnya diperoleh nilai *maximum likelihood* terbesar pada copula student-t. Dengan model copula terbaik selanjutnya dilakukan estimasi *value at risk* (VaR). Hasil estimasi nilai VaR dilakukan untuk periode 21 hari berikutnya pada tingkat kepercayaan 95% dengan menggunakan simulasi *monte carlo* lebih lengkapnya ditampilkan pada Lampiran 15. Tabel 4.16 berikut menyajikan ringkasan hasil estimasi VaR.

Tabel 4.16 Estimasi *Value at Risk*

Copula Student-t	α	Nilai <i>Value at Risk</i>
ADRO dan PTBA	5%	-0,08
BBRI dan BMRI	5%	-0,06

Dari hasil analisa yang diringkas pada Tabel 4.16 dapat dilihat bahwa nilai VaR pada saham ADRO dan PTBA sebesar -0,08, sedangkan nilai VaR pada saham BBRI dan BMRI sebesar -0,06. Estimasi VaR yang bernilai minus menunjukkan kerugian return. Tabel 4.16 menunjukkan bahwa nilai resiko yang mungkin terjadi akan lebih besar jika portolio saham dilakukan pada saham pertambangan dibandingkan dengan saham perbankan yang dianalisa.

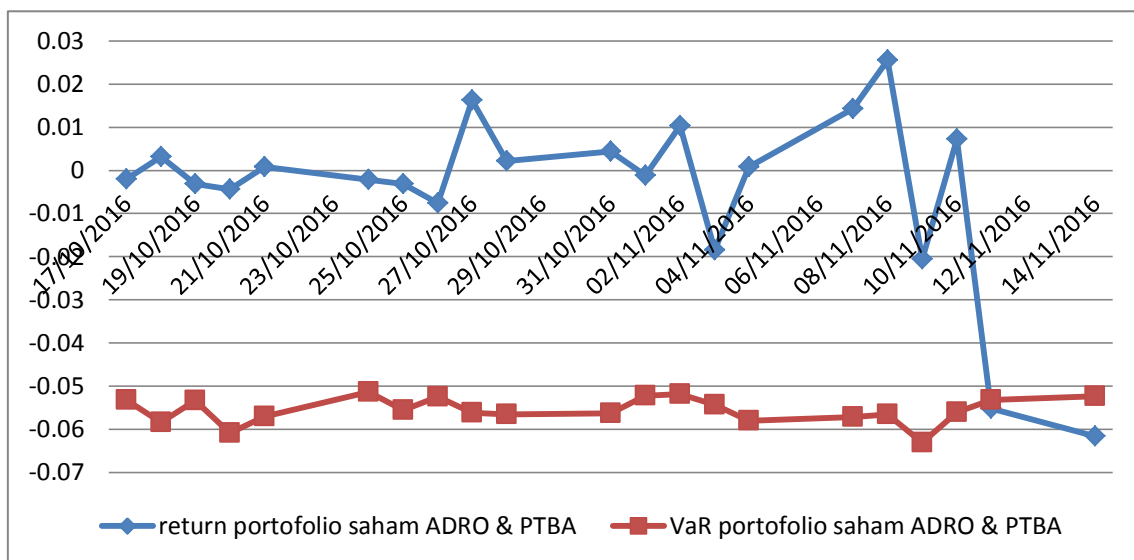
Jika nilai return portofolio yang dicari dengan menggunakan Persamaan 2.2 dan 2.3 dengan bobot masing-masing investasi 50% dibandingkan dengan hasil perhitungan VaR maka grafik yang diperoleh adalah sebagai berikut.



Gambar 4.2 Grafik antara return dan *Value at Risk* portofolio saham ADRO dan PTBA

Dari Gambar 4.2 dapat kita lihat pergerakan dari return saham dan VaR saham ADRO dan PTBA untuk 21 hari kedepan. Selang kepercayaan $\alpha = 5\%$ menunjukkan bahwa terdapat kemungkinan sebesar 5% bahwa kerugian akan lebih rendah dari nilai VaR yang diduga. Jika diduga nilai kerugian 21 hari kedepan maka terdapat kemungkinan $21 \times 5\% \approx 1$ dari 21 hari tersebut akan terdapat resiko yang nilainya lebih rendah dari 0,08. Nilai return portofolio saham

ADRO dan PTBA yang dihasilkan tidak ada yang melewati batas resiko -0,08. Hal ini menunjukkan bahwa hasil estimasi VaR cukup baik digunakan sebagai pertimbangan dalam melakukan investasi.



Gambar 4.3 Grafik antara return dan *Value at Risk* portofolio saham BBRI dan BMRI

Dari Gambar 4.3 dapat kita lihat pergerakan dari return saham dan VaR saham BBRI dan BMRI untuk 21 hari kedepan. Selang kepercayaan $\alpha = 5\%$ menunjukkan bahwa terdapat kemungkinan sebesar 5% bahwa kerugian akan lebih rendah dari nilai VaR yang diduga. Jika diduga nilai kerugian 21 hari kedepan maka terdapat kemungkinan $21 \times 5\% \approx 1$ dari 21 hari tersebut akan terdapat resiko yang nilainya lebih rendah dari 0,08. Dari saham BBRI dan BMRI dapat kita lihat bahwasanya terdapat satu return yang nilai kerugiannya lebih kecil dari 0,06. Sehingga dapat kita simpulkan bahwa hasil estimasi VaR cukup baik digunakan sebagai pertimbangan dalam melakukan investasi.

Dari Tabel 4.16 dapat diambil suatu studi kasus. Misalkan saja seorang investor akan melakukan suatu investasi awal pada saham pertambangan atau saham perbankan sebesar Rp. 10.000.000,00. Dengan nilai VaR untuk saham pertambangan dan perbankan pada hasil analisa secara berturut-turut adalah -0,08 dan 0,06. Maka nilai VaR untuk saham pertambangan dan perbankan pada kasus tersebut secara berturut-turut adalah Rp. 800.000,00 dan Rp. 600.000,00. Hasil

tersebut dapat interpretasikan bahwa apabila dalam jangka 21 hari kedepan terdapat kemungkinan investor akan mengalami kerugian maksimal sebesar Rp. 800.000,00 jika investor tersebut berinvestasi pada portofolio saham pertambangan atau investor akan mengalami kerugian maksimal sebesar Rp. 600.000,00 jika investor tersebut berinvestasi pada portofolio saham perbankan yang dianalisa.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam bab ini akan dijelaskan mengenai kesimpulan dari hasil analisis yang telah dilakukan untuk menjawab tujuan dalam penelitian ini serta saran yang berisi tentang harapan yang ingin dicapai untuk penelitian selanjutnya agar mendapatkan hasil yang lebih baik lagi. Kesimpulan dan saran dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada Bab 4, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Permodelan ARMA-GARCH pada return saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI diperoleh bahwa model ARIMA terbaik untuk saham ADRO adalah ARIMA (0,0,[17,23]), saham PTBA adalah ARIMA ([71],0,[71]), saham BBRI adalah ARIMA ([5,63],0,0), dan saham BMRI adalah ARIMA ([2,11,14,44],0). Pada permodelan GARCH diperoleh bahwa saham ADRO memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,0000189. Saham PTBA memiliki model GARCH (1,2) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,000193. Saham BBRI memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,000005178. Saham BMRI memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,0000562. Dari nilai residual GARCH didapatkan hasil bahwasanya model Copula student-t merupakan model copula terbaik berdasarkan nilai *log-likelihood* terbesar dan mampu menangkap *heavy*

tail lebih baik dibandingkan model copula lainnya baik antara portofolio saham ADRO dan PTBA ataupun portofolio saham BBRI dan BMRI.

2. Nilai VaR pada saham ADRO dan PTBA sebesar -0,08, sedangkan nilai VaR pada saham BBRI dan BMRI sebesar -0,06. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kemungkinan investor akan mengalami kerugian maksimal sebesar 0,08% dari nilai investasi jika investor tersebut berinvestasi pada portofolio saham pertambangan atau investor akan mengalami kerugian maksimal sebesar 0,06% dari investasi jika investor tersebut berinvestasi pada portofolio saham perbankan yang dianalisa.
3. Hasil estimasi VaR pada masing-masing sektor menunjukkan bahwa resiko kerugian yang akan ditanggung oleh investor apabila melakukan investasi pada portofolio saham pertambangan (ADRO dan PTBA) akan lebih besar dibandingkan resiko kerugian investasi pada portofolio saham perbankan.

5.2 Saran

Saran dalam penelitian selanjutnya adalah dalam mengestimasi nilai *Value at Risk* portofolio sebaiknya dilakukan dengan menggunakan metode Copula lain selain yang telah digunakan dalam penelitian ini karena tidak menutup kemungkinan jika model copula lain akan menghasilkan estimasi VaR yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Best, P.W, (1998), *Implementing Value at Risk*, West Sussex: John Wiley & Sons Inc.
- Bob, N. K. (2013), Value at Risk Estimation, A GARCH-EVT-Copula Approach, *Mathematical Statistics*, Stockholm University.
- Amanda, W.B.B.A. dan Pratomo, W.A. (2013). “Analisis Fundamental dan Risiko Sistematis Terhadap Harga Saham Perbankan yang Terdaftar pada Indeks LQ 45”. *Jurnal Ekonomi dan Keuangan*, Vol. 3, No. 1
- Bollerslev, T. (1986), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, No. 31, hal.307-327.
- Box, G.E.P. dan Jenkins, G.M, (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden Day, USA.
- Clayton, D. G, (1978), A Model for Association in Bivariate Life Tables and Its Application in Biological Studies of Familial Tendency in Chronic Disease Incidence, *Biometrika*, No. 65, hal. 141-151.
- Cryer, J. D, (1986). *Time Series Analysis*. PWS-KENT Publishing Company. Boston.
- Deheuvels, P. (1981). An Asymptotic Decomposition for Multivariate Distribution-Free Test of Independence. *Journal of Multivariate Analysis*, Vol. 11(1), hal. 102-113.
- Enders, W, (1995), *Applied Econometric Time Series*, John Wiley and Sons, Inc.
- Engle, R. F. (1982), Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, *Journal of Econometrica*, 50 (4), hal. 987-1007.
- Gençay, R., Selçuk, F., dan Ulugülyağci, A. (2003), High Volatility, Thick Tails, and Extreme Value Theory in Value-at-Risk Estimation, *Insurance: Mathematics and Economics*, No. 33, hal. 337-356.
- Gujarati, D. N, (2004), *Basic Econometrics Fourth Edition*. USA: The McGraw-Hill Companies.
- Hanke, J.E., Retsch, A. G., dan Wichern, D. W, (2003). *Peramalan Bisnis*, Edisi Ketujuh. Alih Bahasa: Devy Anantanur, Jakarta: PT. Prehallindo.
- Hartono, J, (2007), *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*, Yogyakarta: BPFE.

- Huang J. J., dkk. (2009), Estimating Value at Risk of Portofolio by Conditional Copula-GARCH Method, *Insurance: Mathematics and Economics*, Vol. 45(3), hal. 315-324.
- Hult, H. dkk, (2012), *Risk and Portofolio Analysis, Principles and Methods*, Springer.
- Jayadin, Siregar, M., dan Saptono, I.T. (2011), *Analisis Pengaruh Makroekonomi, IHSG, dan Harga Minyak Dunia terhadap Return Saham-Saham Energi dan Pertambangan*, Ringkasan Eksekutif, Program Pascasarjana Manajemen dan Bisnis, Intitut Pertanian Bogor, Bogor.
- Jondeau E. dan Rockinger, M. (2006). The Copula-GARCH of Conditional Dependencies: An International Stock Market Application, *Journal of International Money and Finance* 25, hal. 827-853.
- Jorion, P, (2002), *Value at Risk : The New Benchmark for Managing Financial Risk*, Second Edition, The McGraw-Hill Companies, Inc., New York.
- Kojadinovic, I. dan Yan, J. (2010). Modelling Multivariate Distributions with Continous Margins Using the copula R Package, *Journal of Statistical Software*, Vol. 34, Issue 9.
- Linsmeier, T.J. dan Pearson, N.D. (1996), Risk Measurement: An Introduction to Value at Risk, *Department of Accountancy and Department of Finance*, University of Illinois, Urbana-Champaign.
- Lönnbark, C., Holmberg, U., dan Brännäs, K. (2011), Value at Risk and Expected Shortfall for Large Portofolio, *Finance Researh Letters*, Vol.8(2), hal. 59-68.
- Luciano, E, Cherubini, U., dan Vecchiato, W, (2004). *Copula Methods in Finance*, John Wiley and Sons.
- Mahfoud, M dan Massmann M, (2012), Bivariate Archimedean Copulas: An Application to Two Stock Market Indices, *BMI Paper*, Vrije Universiteit Amsterdam.
- Makridakis, S., S.C. W dan McGee , V. E, (1988), *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi Kedua, Alih Bahasa: Untung Sus A. dan Abdul Basith, Erlangga, Jakarta.

- Maruddani, D.A.I. dan Purbowati, A. (2009), Pengukuran Value at Risk pada Kurs Tunggal dan Portofolio dengan Simulasi Monte Carlo, *Media Statistika*, Vol. 2, No. 2, hal. 93-104.
- Nelsen, R. B, (2006), *An Introduction to Copulas*, Springer Link.
- Nugroho, S. dkk. (2008), Kajian Hubungan Koefisien Korelasi Pearson (r), Spearman- ρ (ρ), Kendall Tau (τ), Gamma (G), dan Somers (d_{yx}). *Jurnal Gradien* Vol. 4 No. 2.
- Palaro, H. P. (2006), Using Conditional Copula to Estimate Value at Risk. State University of Caminas, *Journal of Data Science*, No. 4, hal. 93-115.
- Paralo, H. P. dan Hotta, L. K. (2006), Using Conditional Copula to Estimate Value at Risk, *Journal of Data Science*, No. 4, hal. 93-115.
- Ramanathan, (1995), *Introductory Econometrics with Application*, 3rd edition, The Dryden Press.
- Samsul, M, (2006), *Pasar Modal & Manajemen Portofolio*, Erlangga, Jakarta.
- Scholzel, C. dan Friederich, P. (2008). Multivariate Non-normally Distributed Random Variables in Climate Research-Introduction to the Copula Approach, *Geophys.*, No. 15, hal. 761-772.
- Seth, H. dan Myers, D. E. (2007), *Estimating VaR using Copula*, URA Final Report-Spring.
- Sumariyah, (1997), *Teori Portofolio: Pengantar Pengetahuan Pasar Modal*, UPP AMPN YKPN, Yogyakarta.
- Suprihatin, I dan Budiyanto. (2014), “Analisis Portofolio Saham Menggunakan Metode Markowitz pada Perusahaan Retail di Bursa Efek Indonesia”, *Jurnal Ilmu dan Riset Manajemen*, Vol. 3 No. 11.
- Tandelilin, E, (2001), *Analisis Investasi dan Manajemen Portofolio*, Edisi Pertama, BPFE, Yogyakarta.
- Walpole, R. E, (1995), *Pengantar Statistika*, Edisi Ketiga, PT. Gramedia Pustaka Umum, Jakarta.
- Wang, H. dan Cai, X. (2011), *A Copula Based GARCH Dependence Model of Shanghai and Shenzhen Stock Markets*, D-Level Essay in Statistics, Dalarna University, Sweden.

Wei, W. W. S, (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods Second Edition*, Pearson Education, Inc., USA.

Wistyaningsih, E. (2012), Analisis Kinerja Keuangan dan Pengaruhnya terhadap Harga Saham pada Perusahaan LQ45 yang ada di Bursa Efek Jakarta, Universitas Gunadarma.

Lampiran 1. Data Harga Penutupan (*Closing Price*) Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI

Date	ADRO	PTBA	BBRI	BMRI
01/01/2014	1090	10200	7250	7850
02/01/2014	1060	10400	7300	8100
03/01/2014	1010	10000	7250	7800
06/01/2014	930	9300	7025	7650
07/01/2014	880	9125	7075	7625
08/01/2014	940	9375	7175	7825
09/01/2014	945	9200	7325	7800
10/01/2014	940	9175	7600	8250
13/01/2014	955	9150	8375	8800
14/01/2014	955	9150	8375	8800
15/01/2014	950	9250	8475	8800
16/01/2014	975	9150	8100	8625
17/01/2014	975	9475	8325	8750
20/01/2014	975	9625	8200	8750
21/01/2014	980	9700	8325	8775
22/01/2014	1025	9950	8400	8950
23/01/2014	1025	9750	8700	8875
24/01/2014	1040	9600	8400	8675
27/01/2014	965	9300	8250	8300
28/01/2014	935	9300	8175	8275
29/01/2014	955	9450	8300	8700
30/01/2014	950	9250	8325	8700
31/01/2014	950	9250	8325	8700
03/02/2014	910	9250	8300	8700
04/02/2014	895	9125	8275	8525
05/02/2014	905	9275	8325	8600
06/02/2014	910	9650	8400	8625
07/02/2014	905	9625	8725	8775
10/02/2014	910	9600	8700	8750
11/02/2014	945	9650	8800	8950
...
10/10/2016	1385	11200	11850	10900
11/10/2016	1400	11675	11950	10850
12/10/2016	1405	11625	12000	11000
13/10/2016	1405	11600	11975	11050
14/10/2016	1425	11700	12225	11350

Lampiran 2. Data Return Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI

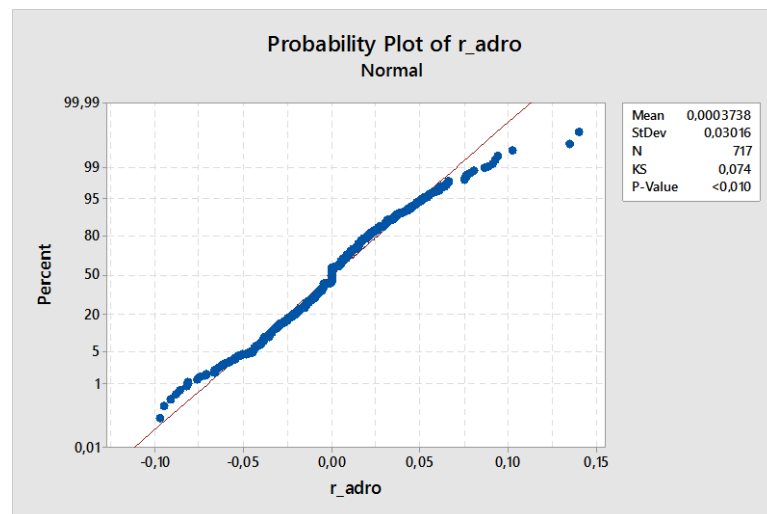
Date	r_ADRO	r_PTBA	r_BBRI	r_BMRI
01/01/2014				
02/01/2014	-0.02791	0.019418	0.006873	0.031351
03/01/2014	-0.04832	-0.03922	-0.00687	-0.03774
06/01/2014	-0.08252	-0.07257	-0.03153	-0.01942
07/01/2014	-0.05526	-0.019	0.007092	-0.00327
08/01/2014	0.065958	0.027029	0.014035	0.025891
09/01/2014	0.005305	-0.01884	0.02069	-0.0032
10/01/2014	-0.00531	-0.00272	0.036855	0.056089
13/01/2014	0.015831	-0.00273	0.097103	0.064539
14/01/2014	0	0	0	0
15/01/2014	-0.00525	0.01087	0.01187	0
16/01/2014	0.025975	-0.01087	-0.04526	-0.02009
17/01/2014	0	0.034903	0.027399	0.014389
20/01/2014	0	0.015707	-0.01513	0
21/01/2014	0.005115	0.007762	0.015129	0.002853
22/01/2014	0.044895	0.025447	0.008969	0.019747
23/01/2014	0	-0.02031	0.035091	-0.00842
24/01/2014	0.014528	-0.0155	-0.03509	-0.02279
27/01/2014	-0.07485	-0.03175	-0.01802	-0.04419
28/01/2014	-0.03158	0	-0.00913	-0.00302
29/01/2014	0.021165	0.016	0.015175	0.050084
30/01/2014	-0.00525	-0.02139	0.003008	0
31/01/2014	0	0	0	0
03/02/2014	-0.04302	0	-0.00301	0
04/02/2014	-0.01662	-0.01361	-0.00302	-0.02032
05/02/2014	0.011111	0.016305	0.006024	0.008759
06/02/2014	0.00551	0.039635	0.008969	0.002903
07/02/2014	-0.00551	-0.00259	0.037961	0.017242
10/02/2014	0.00551	-0.0026	-0.00287	-0.00285
11/02/2014	0.03774	0.005195	0.011429	0.0226
...
10/10/2016	0.007246	0.031749	-0.01049	0
11/10/2016	0.010772	0.041536	0.008403	-0.0046
12/10/2016	0.003565	-0.00429	0.004175	0.01373
13/10/2016	0	-0.00215	-0.00209	0.004535
14/10/2016	0.014135	0.008584	0.020662	0.026787

Lampiran 3. Output Analisis Deskriptif dan Uji Distribusi Normal pada Return Saham ADRO, PTBA, BBRI, dan BMRI

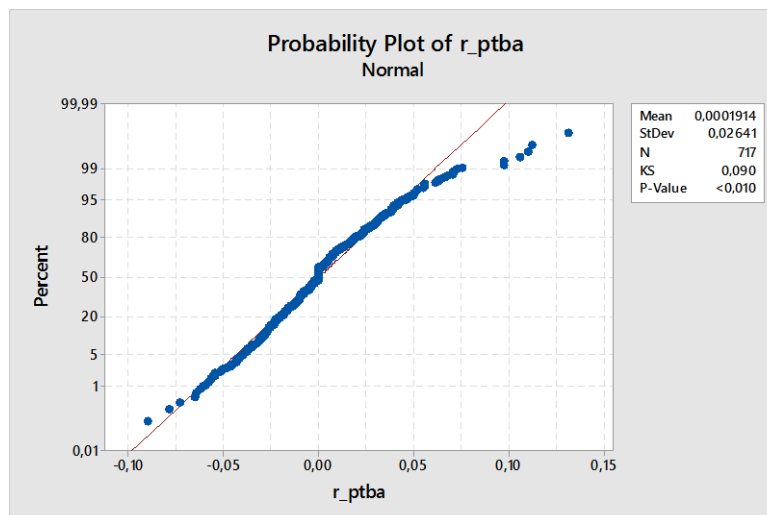
Descriptive Statistics: r_adro; r_ptba; r_bbri; r_bmri				
Variable	Mean	Variance	Skewness	Kurtosis
r_adro	0,00037	0,00091	0,29	1,86
r_ptba	0,000191	0,000697	0,62	2,22
r_bbri	0,000729	0,000397	0,24	2,93
r_bmri	0,000514	0,000339	0,28	2,71

Output Pengujian Distribusi Normal pada Return Saham

a. ADRO

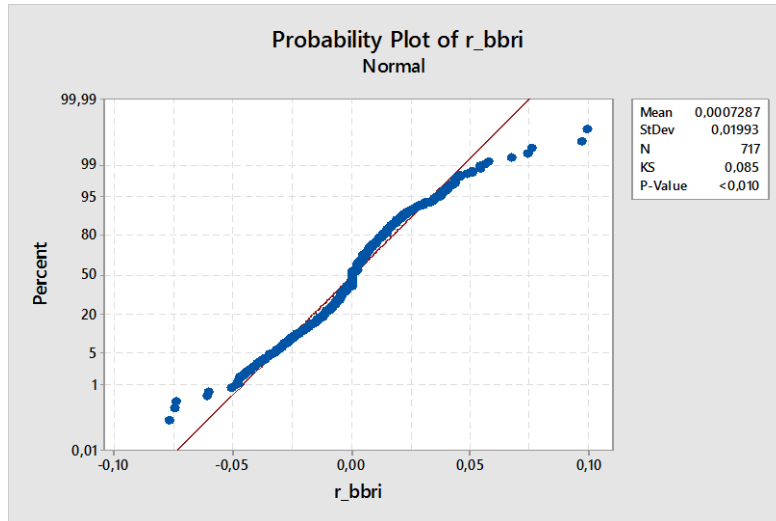


b. PTBA

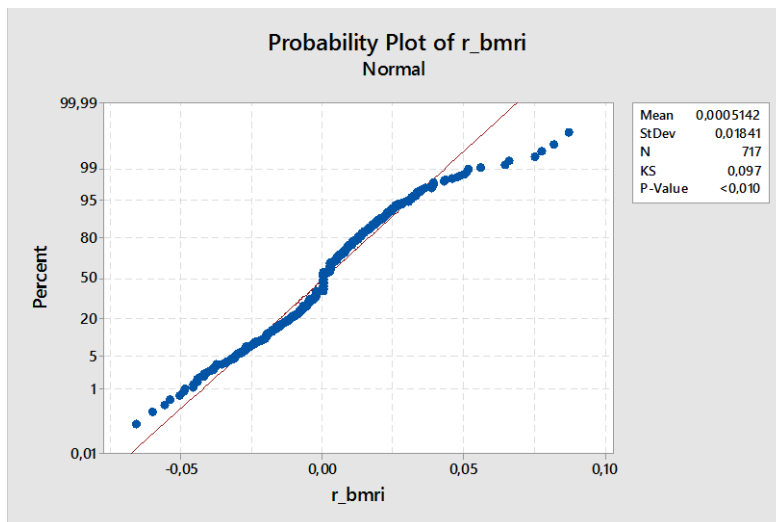


Lampiran 3 (Lanjutan)

c. BBRI

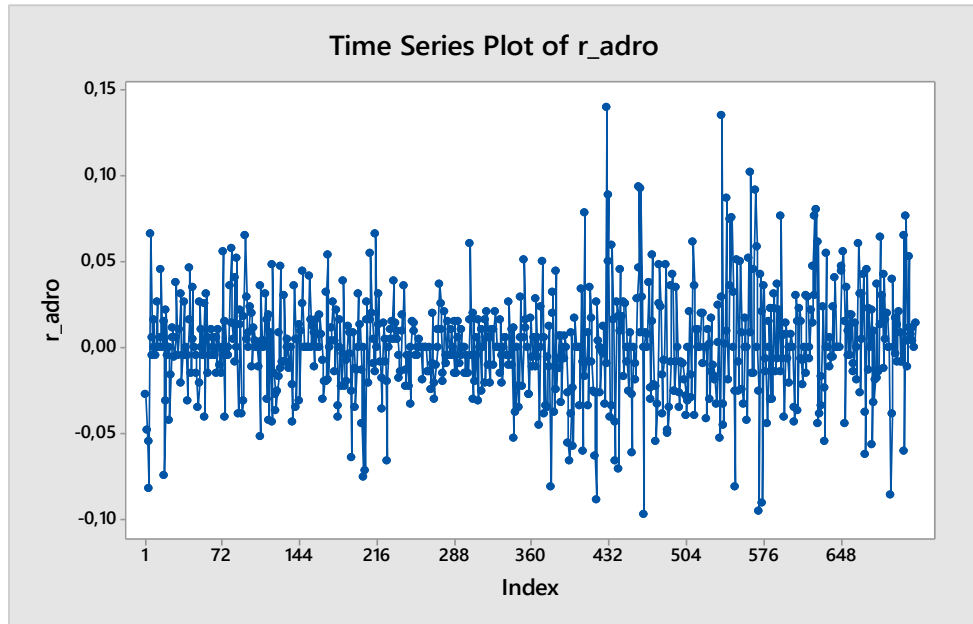


d. BMRI

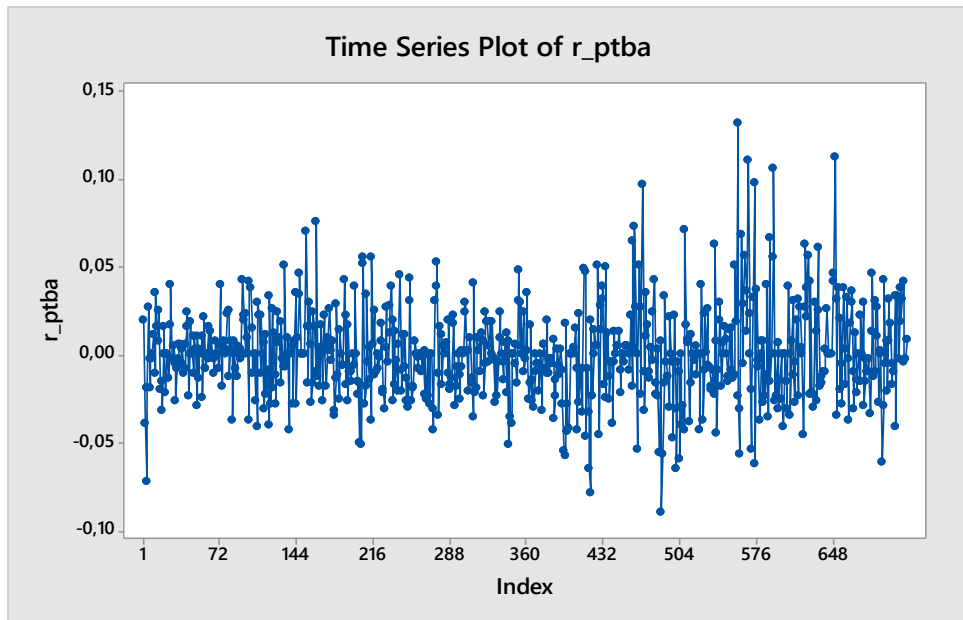


Lampiran 4. Output *Time Series Plot* pada Return Saham

a. ADRO

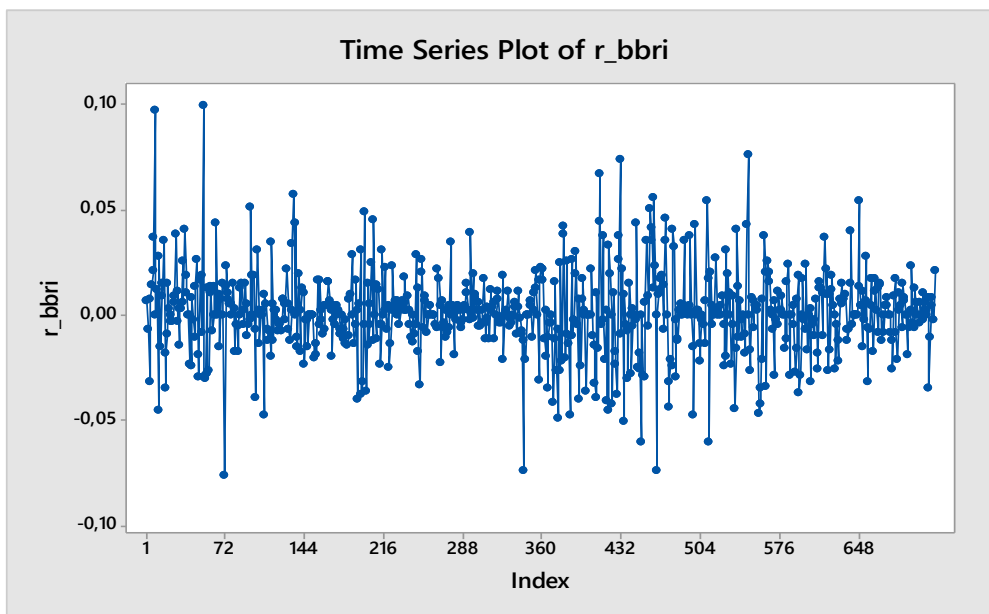


b. PTBA

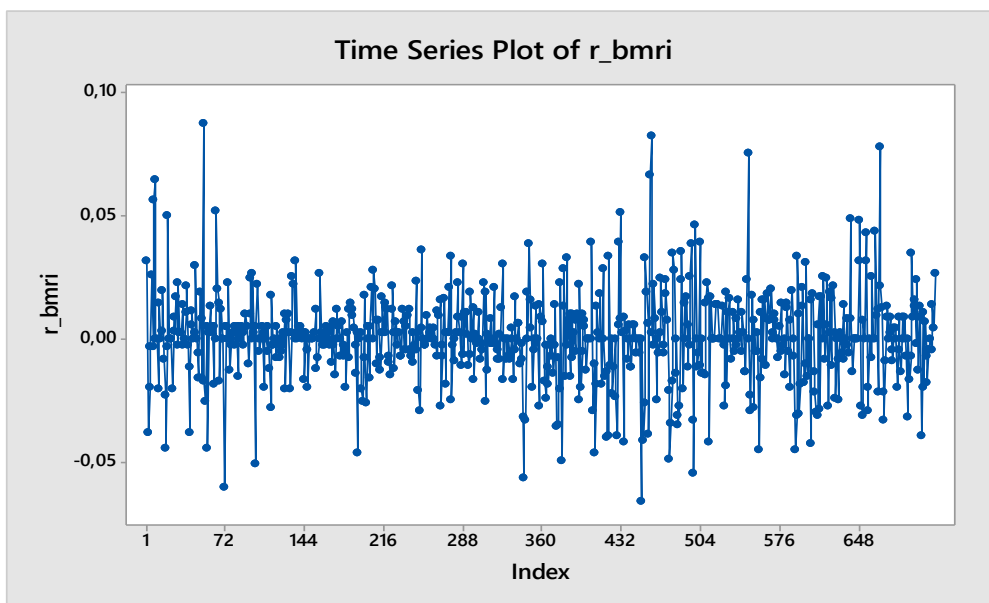


Lampiran 4 (Lanjutan)

c. BBRI

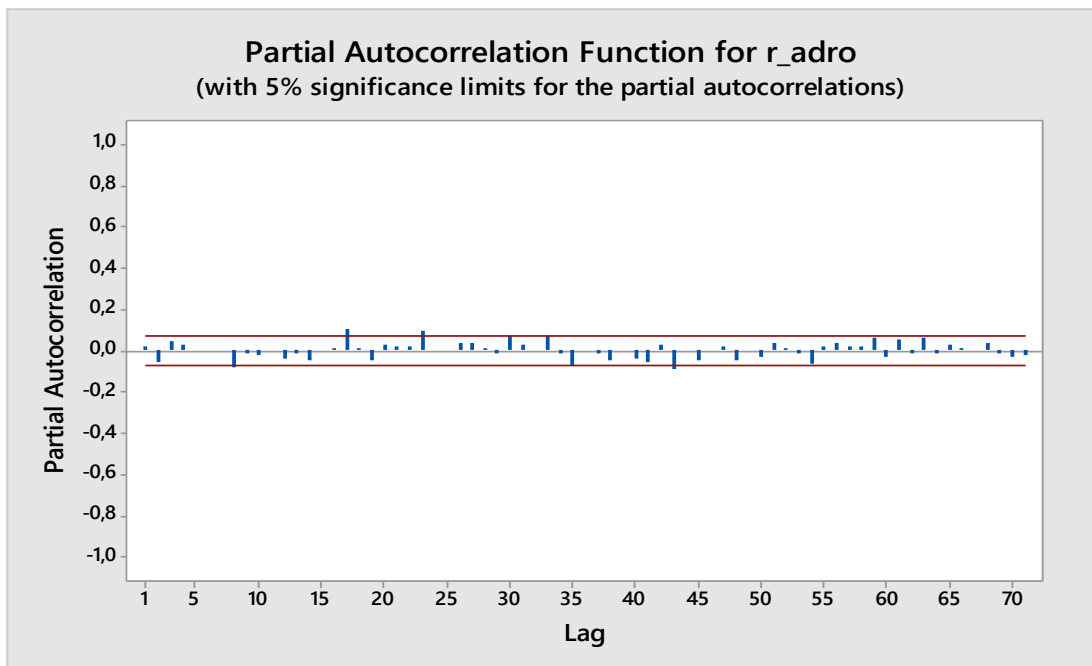
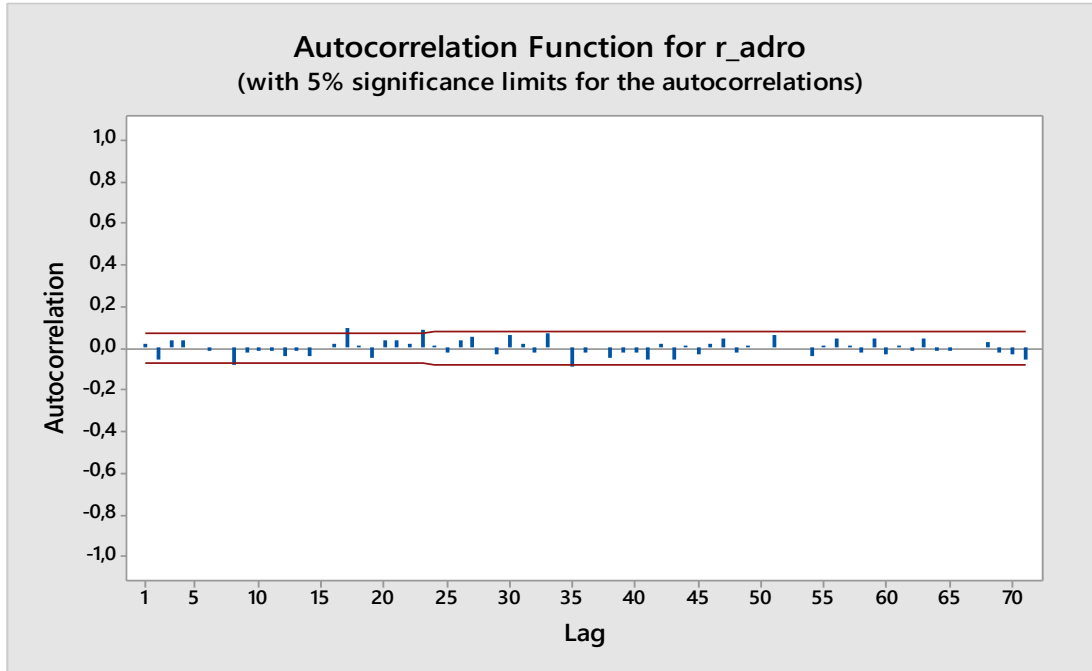


d. BMRI



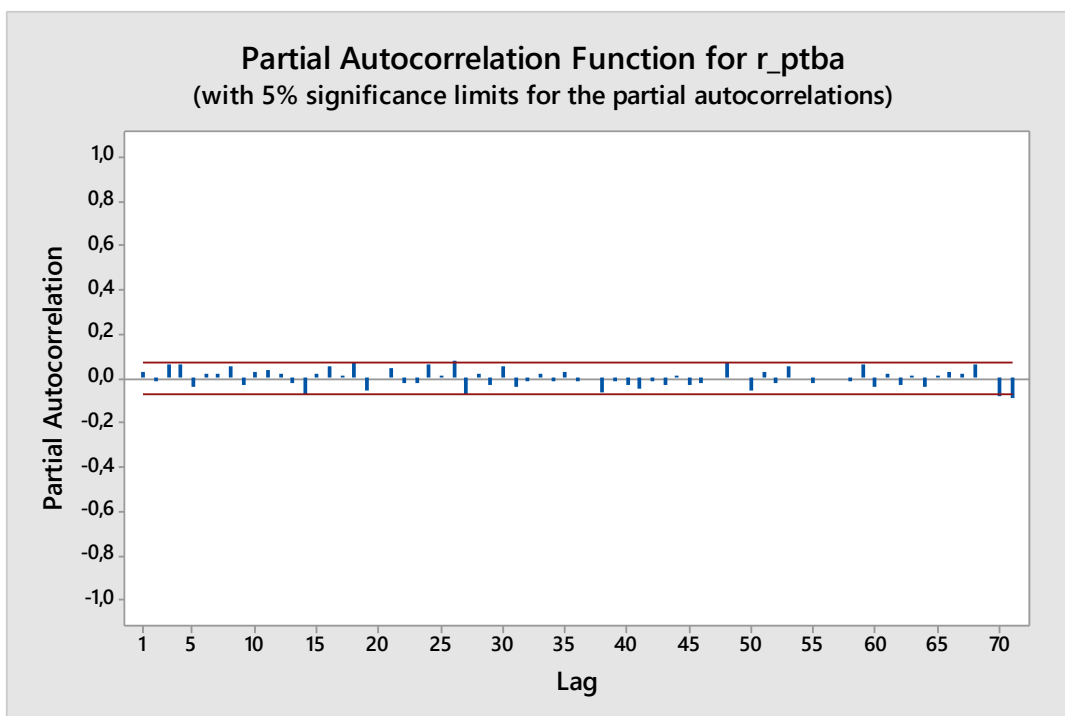
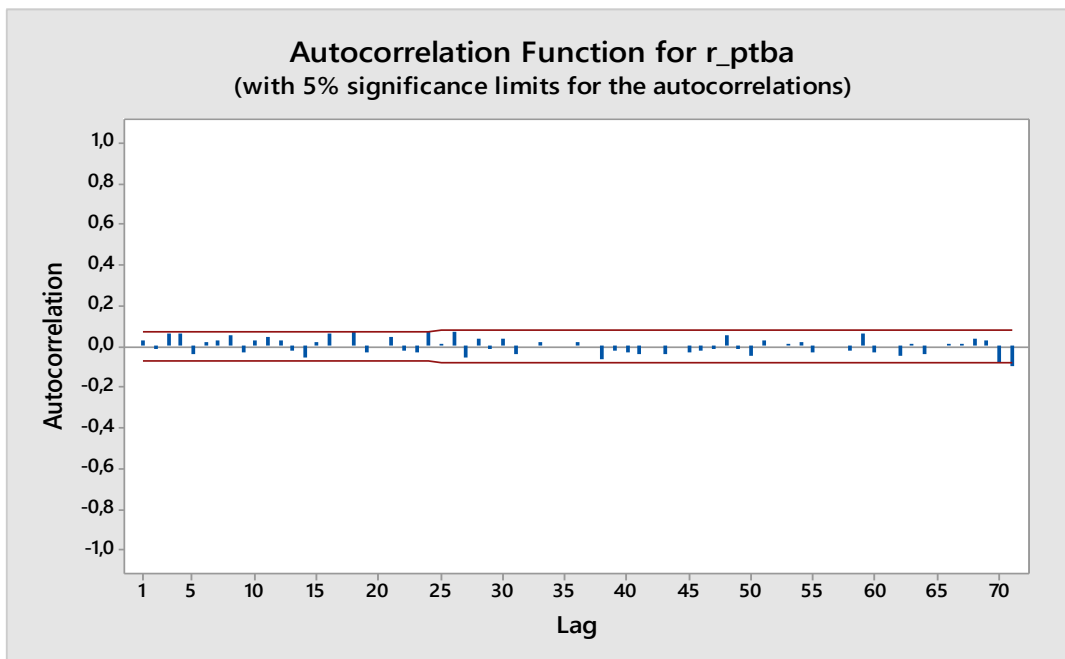
Lampiran 5. Output Plot ACF dan PACF

a. Plot ACF dan PACF *Return Saham ADRO*



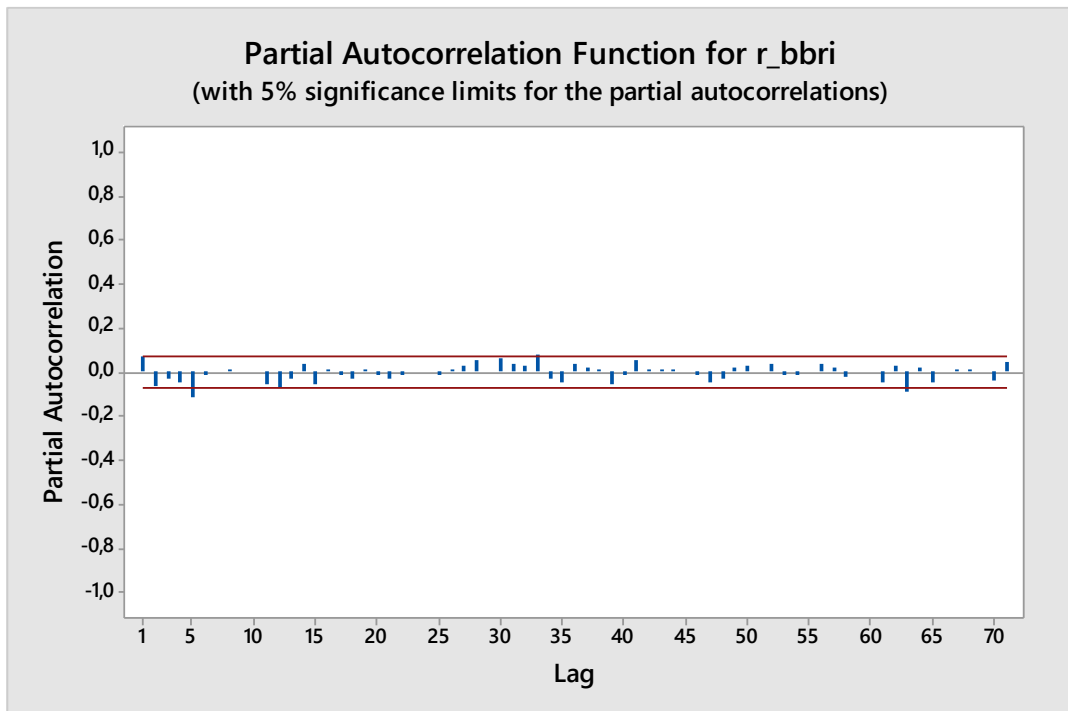
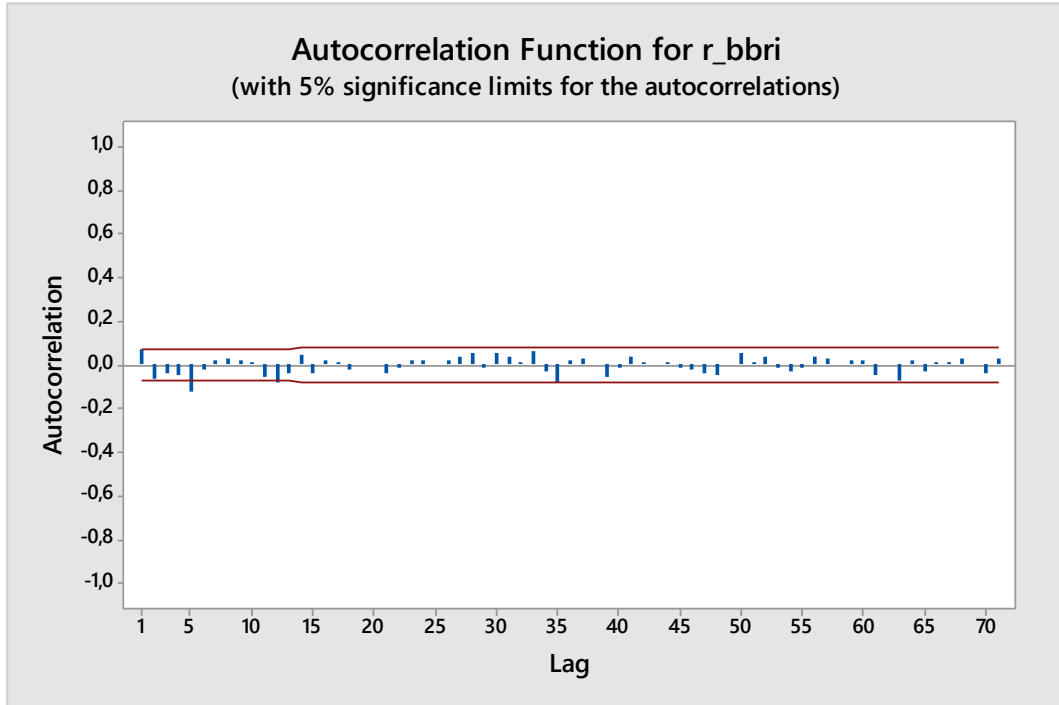
Lampiran 5 (Lanjutan)

b. Plot ACF dan PACF *Return Saham ADRO*



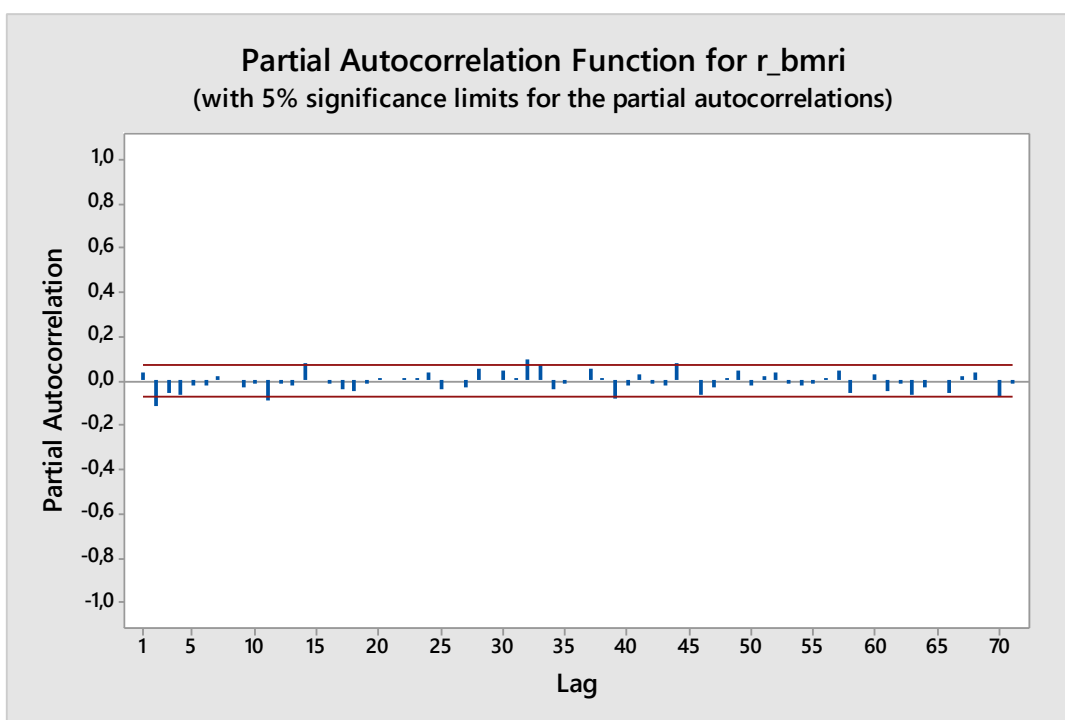
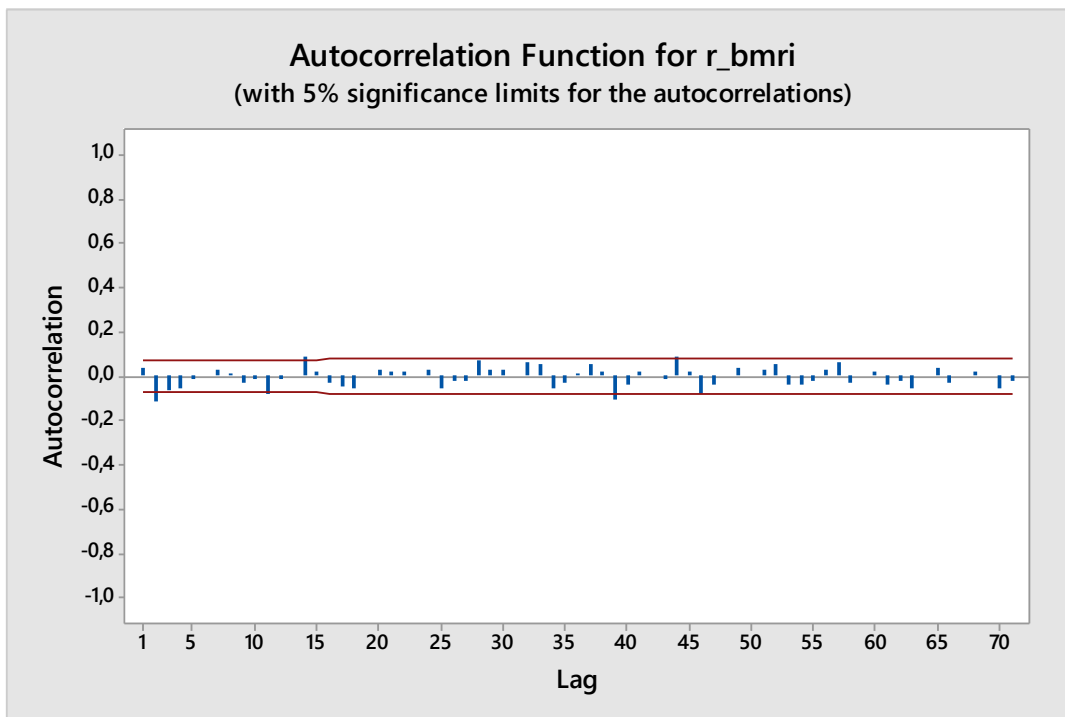
Lampiran 5 (Lanjutan)

c. Plot ACF dan PACF *Return Saham BBRI*



Lampiran 5 (Lanjutan)

d. Plot ACF dan PACF *Return Saham BMRI*



Lampiran 6. Syntax SAS untuk ARIMA

a. ADRO

```
data ADRO;
input z1;
datalines;
-0.027909
-0.048319
-0.082521
-0.055263
0.065958
0.005305
-0.005305
0.015831
0.000000
-0.005249
0.025975
0.000000
0.000000
0.005115
0.044895
0.000000
0.014528
-0.074848
-0.031582
0.021165
-0.005249
...
0.014135
;
proc arima data = ADRO;
identify var = z1
noprnt;
estimate
p=(17,23) q=0 noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

```
data ADRO;
input z1;
datalines;
-0.027909
-0.048319
-0.082521
-0.055263
0.065958
0.005305
-0.005305
0.015831
0.000000
-0.005249
0.025975
0.000000
0.000000
0.005115
0.044895
0.000000
0.014528
-0.074848
-0.031582
0.021165
-0.005249
...
0.014135
;
proc arima data = ADRO;
identify var = z1
noprnt;
estimate
p=0 q=(17,23) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 6 (Lanjutan)

b. PTBA

```
data PTBA;
input z1;
datalines;
0.019418
-0.039221
-0.072571
-0.018997
0.027029
-0.018843
-0.002721
-0.002729
0.000000
0.010870
-0.010870
0.034903
0.015707
0.007762
0.025447
-0.020305
-0.015504
-0.031749
0.000000
0.016000
-0.021391
0.000000
0.000000
...
0.008584
;
proc arima data = PTBA;
identify var = z1
noprint;
estimate
p=0 q=(71) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

```
data PTBA;
input z1;
datalines;
0.019418
-0.039221
-0.072571
-0.018997
0.027029
-0.018843
-0.002721
-0.002729
0.000000
0.010870
-0.010870
0.034903
0.015707
0.007762
0.025447
-0.020305
-0.015504
-0.031749
0.000000
0.016000
-0.021391
0.000000
0.000000
...
0.008584
;
proc arima data = PTBA;
identify var = z1
noprint;
estimate
p=(71) q=(71) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 6 (Lanjutan)

c. BBRI

```
data BBRI;
input z1;
datalines;
0.0068729
-0.0068729
-0.0315263
0.0070922
0.0140353
0.0206904
0.0368551
0.0971028
0.0000000
0.0118696
-0.0452566
0.0273990
-0.0151289
0.0151289
0.0089687
0.0350913
-0.0350913
-0.0180185
-0.0091325
0.0151748
0.0030075
0.0000000
-0.0030075
...
0.0206619
;
proc arima data = BBRI;
identify var = z1
noprint;
estimate
p=(5) q=(63) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

```
data BBRI;
input z1;
datalines;
0.0068729
-0.0068729
-0.0315263
0.0070922
0.0140353
0.0206904
0.0368551
0.0971028
0.0000000
0.0118696
-0.0452566
0.0273990
-0.0151289
0.0151289
0.0089687
0.0350913
-0.0350913
-0.0180185
-0.0091325
0.0151748
0.0030075
0.0000000
-0.0030075
...
0.0206619
;
proc arima data = BBRI;
identify var = z1
noprint;
estimate
p=(33) q=(5) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 6 (Lanjutan)

d. BMRI

```
data BMRI;
input z1;
datalines;
0.0313505
-0.0377403
-0.0194181
-0.0032733
0.0258914
-0.0032000
0.0560895
0.0645385
0.0000000
0.0000000
-0.0200868
0.0143887
0.0000000
0.0028531
0.0197468
-0.0084152
-0.0227930
-0.0441898
-0.0030166
0.0500841
0.0000000
0.0000000
0.0000000
...
0.0267873
;
proc arima data = BMRI;
identify var = z1
noprint;
estimate
p=[2,11,14,44) q=0 noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

```
data BMRI;
input z1;
datalines;
0.0313505
-0.0377403
-0.0194181
-0.0032733
0.0258914
-0.0032000
0.0560895
0.0645385
0.0000000
0.0000000
-0.0200868
0.0143887
0.0000000
0.0028531
0.0197468
-0.0084152
-0.0227930
-0.0441898
-0.0030166
0.0500841
0.0000000
0.0000000
0.0000000
...
0.0267873
;
proc arima data = BMRI;
identify var = z1
noprint;
estimate
p=0 q=(2,39) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 7. Syntax GARCH

a. ADRO

```
data ADRO;
input z1;
datalines;
-0.027909
-0.048319
-0.082521
-0.055263
0.065958
0.005305
-0.005305
0.015831
0.000000
-0.005249
...
0.000000
0.014135
;
proc arima data=ADRO;
identify noprint var = z1;
run;
estimate p=0 q=(17,23) noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc onivzrizte data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch = (q=1,p=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc print data=r;
run;
proc export data=work.r
outfile="F:\OPPO\ADRO(1,1).xls" dbms=excel200
replace;
run;
```


Lampiran 7 (Lanjutan)

b. PTBA

```
data PTBA;
input z1;
datalines;
0.019418
-0.039221
-0.072571
-0.018997
0.027029
-0.018843
-0.002721
-0.002729
0.000000
0.010870
-0.010870
0.034903
0.015707
...
-0.002153
0.008584
;
proc arima data=PTBA;
identify noprint var = z1;
run;
estimate p=(71) q=(71) noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc onivzrizte data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch = (q=2,p=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc print data=r;
run;
proc export data=work.r
outfile="F:\OPPO\GARCH\PTBA(1,2).xls" dbms=excel200
replace;
run;
```

Lampiran 7 (Lanjutan)

c. BBRI

```
data BBRI;
input z1;
datalines;
0.0068729
-0.0068729
-0.0315263
0.0070922
0.0140353
0.0206904
0.0368551
0.0971028
0.0000000
0.0118696
-0.0452566
0.0273990
-0.0151289
...
-0.0020855
0.0206619
;
proc arima data=BBRI;
identify noprint var = z1;
run;
estimate p=(5,63) q=0 noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc onivzrizte data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch = (q=1,p=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc print data=r;
run;
proc export data=work.r
outfile="F:\OPPO\BBRI(1,1).xls" dbms=excel200
replace;
run;
```

Lampiran 7 (Lanjutan)

d. BMRI

```
data BMRI;
input z1;
datalines;
0.0313505
-0.0377403
-0.0194181
-0.0032733
0.0258914
-0.0032000
0.0560895
0.0645385
0.0000000
0.0000000
-0.0200868
0.0143887
0.0000000
...
0.0045352
0.0267873
;
proc arima data=BMRI;
identify noprint var = z1;
run;
estimate p=(2,11,14,44) q=0 noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc onivzrizte data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch = (q=1,p=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc print data=r;
run;
proc export data=work.r
outfile="F:\OPPO\BMRI(1,1).xls" dbms=excel200
replace;
run;
```

Lampiran 8. Output SAS Model ARIMA

1. Model ARIMA (0,0,[17,23]) pada Saham ADRO

a. Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	-0.11787	0.03757	-3.14	0.0018	17
MA1,2	-0.10067	0.03772	-2.67	0.0078	23
Variance Estimate			0.000892		
Std Error Estimate			0.029868		
AIC			-2997.97		
SBC			-2988.82		
Number of Residuals			717		

b. Uji White Noise

Autocorrelation Check of Residual									
To Lag	Chi-Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.73	4	0.4442	0.010	-0.051	0.033	0.031	-0.011	-0.016
12	9.69	10	0.4682	-0.001	-0.082	-0.006	-0.027	-0.002	-0.027
18	12.59	16	0.7021	-0.016	-0.047	0.018	0.014	-0.005	0.031
24	17.71	22	0.7233	-0.046	0.041	0.048	0.027	-0.002	0.011
30	24.95	28	0.6303	-0.011	0.044	0.053	-0.003	-0.027	0.063
36	36.55	34	0.3510	0.036	-0.028	0.071	-0.011	-0.087	-0.022
42	43.10	40	0.3400	0.010	-0.060	-0.023	-0.025	-0.057	0.023
48	48.53	46	0.3715	-0.060	-0.000	-0.032	0.019	0.043	-0.016

Lampiran 8 (Lanjutan)

2. Model ARIMA ([71],0,[71]) pada Saham PTBA

a. Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.85705	0.15588	5.50	<.0001	71
AR1,1	0.76230	0.17635	4.32	<.0001	71
Variance Estimate			0.000688		
Std Error Estimate			0.026228		
AIC			-3184.32		
SBC			-3175.17		
Number of Residuals			717		

b. Uji White Noise

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
-									
6	9.00	4	0.0612	0.019	-0.021	0.075	0.063	-0.039	0.022
12	15.61	10	0.1114	0.023	0.057	-0.041	0.030	0.048	0.019
18	22.75	16	0.1207	-0.022	-0.042	0.020	0.051	0.003	0.067
24	27.99	22	0.1761	-0.026	0.002	0.040	-0.003	-0.017	0.067
30	36.46	28	0.1313	0.018	0.077	-0.056	0.033	-0.008	0.029
36	38.48	34	0.2739	-0.047	-0.002	0.011	-0.004	0.003	0.018
42	44.75	40	0.2791	-0.003	-0.071	-0.018	-0.034	-0.041	0.001
48	49.44	46	0.3377	-0.035	-0.010	-0.021	-0.012	-0.016	0.062

Lampiran 8 (Lanjutan)

3. Model ARIMA ([5,63],0,0) pada Saham BBRI

a. Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
AR1,1	-0.11761	0.03707	-3.17	0.0016	5
AR1,2	-0.07674	0.03762	-2.04	0.0417	63
Variance Estimate			0.000391		
Std Error Estimate			0.019764		
AIC			-3590.1		
SBC			-3580.95		
Number of Residuals			717		
* AIC and SBC do not include log determinant.					

b. Uji White Noise

Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	Square	DF	To ChiSq	Chi-	Pr >	-----Autocorrelations-----			
6	9.09	4	0.0590	0.067	-0.071	-0.040	-0.036	0.001	-0.011
12	15.40	10	0.1182	0.002	0.022	0.015	-0.008	-0.048	-0.075
18	19.67	16	0.2353	-0.027	0.052	-0.040	0.014	0.005	-0.024
24	21.08	22	0.5159	0.015	-0.006	-0.031	-0.007	0.019	0.017
30	27.49	28	0.4919	0.002	0.022	0.042	0.056	-0.014	0.055
36	39.69	34	0.2311	0.046	0.017	0.077	-0.041	-0.072	0.029
42	44.59	40	0.2846	0.032	0.007	-0.057	-0.020	0.041	0.004
48	48.10	46	0.3880	-0.006	0.017	-0.007	-0.018	-0.033	-0.053

Lampiran 8 (Lanjutan)

4. Model ARIMA ([5,11,14,44],0,0) pada Saham BMRI

a. Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
AR1,1	-0.11207	0.03686	-3.04	0.0025	2
AR1,2	-0.08571	0.03708	-2.31	0.0211	11
AR1,3	0.08595	0.03714	2.31	0.0209	14
AR1,4	0.09312	0.03756	2.48	0.0134	44
Variance Estimate			0.000329		
Std Error Estimate			0.018132		
AIC			-3711.68		
SBC			-3693.38		
Number of Residuals			717		

b. Uji White Noise

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
-									
6	4.85	2	0.0885	0.038	-0.001	-0.044	-0.055	-0.008	-0.016
12	5.70	8	0.6806	0.008	0.002	-0.032	0.000	0.004	-0.006
18	9.31	14	0.8106	-0.018	-0.006	0.005	-0.028	-0.034	-0.051
24	11.56	20	0.9304	0.001	0.029	0.021	0.032	-0.005	0.026
30	16.29	26	0.9291	-0.030	0.008	-0.016	0.056	0.021	0.039
36	26.49	32	0.7415	0.010	0.072	0.070	-0.050	-0.029	-0.000
42	34.45	38	0.6341	0.030	0.009	-0.090	-0.028	0.025	0.006
48	38.35	44	0.7117	-0.021	-0.006	0.005	-0.062	-0.026	0.010

Lampiran 9. Output SAS Model GARCH

Output SAS Model GARCH pada Saham ADRO

a. Q test dan LM test

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	3.1146	0.0776	3.0212	0.0822
2	33.4543	<.0001	31.1151	<.0001
3	35.5431	<.0001	31.6443	<.0001
4	47.5073	<.0001	36.3238	<.0001
5	48.2695	<.0001	36.3263	<.0001
6	48.2744	<.0001	37.7837	<.0001
7	52.5694	<.0001	40.5654	<.0001
8	54.3820	<.0001	41.5633	<.0001
9	57.5941	<.0001	42.3662	<.0001
10	60.3160	<.0001	43.5107	<.0001
11	64.3930	<.0001	44.3465	<.0001
12	69.5713	<.0001	45.9381	<.0001

b. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter GARCH (1,1)

GARCH Estimates					
SSE	0.63784956	Observations	717		
MSE	0.0008896	Uncond Var	0.00097538		
Log Likelihood	1530.10396	Total R-Square	0.0000		
SBC	-3040.4827	AIC	-3054.2079		
MAE	0.02165814	AICC	-3054.1743		
MAPE	100	HQC	-3048.9082		
	Normality Test		89.8493		
	Pr > ChiSq		<.0001		
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Standard Estimate	Approx Error	t Value	Pr > t
ARCH0	1	0.0000189	7.2582E-6	2.60	0.0092
ARCH1	1	0.0664	0.0165	4.04	<.0001
GARCH1	1	0.9142	0.0205	44.58	<.0001

Lampiran 9 (Lanjutan)

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter GARCH (1,2)

GARCH Estimates					
SSE	0.63784956	Observations		717	
MSE	0.0008896	Uncond Var		0.00111885	
Log Likelihood	1529.00505	Total R-Square		0.0000	
SBC	-3031.7098	AIC		-3050.0101	
MAE	0.02165814	AICC		-3049.9539	
MAPE	100	HQC		-3042.9438	
	Normality Test		88.2739		
	Pr > ChiSq		<.0001		
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Standard Estimate	Approx Error	t Value	Pr > t
ARCH0	1	0.0000239	8.0873E-6	2.95	0.0032
ARCH1	1	0.2308	0.0617	3.74	0.0002
ARCH2	1	-0.1385	0.0606	-2.29	0.0223
GARCH1	1	0.8864	0.0235	37.67	<.0001
The SAS System					

Lampiran 9 (Lanjutan)

Output SAS Model GARCH pada Saham PTBA

a. Q test dan LM test

Tests for ARCH Disturbances Based on OLS Residuals				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	9.1642	0.0025	8.9045	0.0028
2	22.5044	<.0001	19.6173	<.0001
3	31.9236	<.0001	24.7260	<.0001
4	35.6635	<.0001	25.5750	<.0001
5	36.3454	<.0001	25.5964	0.0001
6	44.4956	<.0001	30.2156	<.0001
7	48.0605	<.0001	31.3829	<.0001
8	49.9080	<.0001	31.5342	0.0001
9	50.6799	<.0001	31.5421	0.0002
10	57.7760	<.0001	35.2008	0.0001
11	58.0451	<.0001	36.8413	0.0001
12	58.0861	<.0001	37.1091	0.0002

b. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter GARCH (1,1)

GARCH Estimates					
SSE	0.49186692	Observations	717		
MSE	0.0006860	Uncond Var	0.00073544		
Log Likelihood	1626.26304	Total R-Square	0.0000		
SBC	-3232.8009	AIC	-3246.5261		
MAE	0.01918209	AICC	-3246.4924		
MAPE	100	HQC	-3241.2264		
	Normality Test		67.6236		
	Pr > ChiSq		<.0001		
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Standard Estimate	Approx Error	t Value	Pr > t
ARCH0	1	0.000110	0.0000255	4.32	<.0001
ARCH1	1	0.2067	0.0348	5.94	<.0001
GARCH1	1	0.6438	0.0555	11.61	<.0001

Lampiran 9 (Lanjutan)

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter GARCH (1,2)

GARCH Estimates					
SSE	0.49186692	Observations		717	
MSE	0.0006860	Uncond Var		0.00073265	
Log Likelihood	1627.97791	Total R-Square		0.0000	
SBC	-3229.6555	AIC		-3247.9558	
MAE	0.01918209	AICC		-3247.8996	
MAPE	100	HQC		-3240.8895	
	Normality Test		58.6182		
	Pr > ChiSq		<.0001		
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	Standard DF	Estimate	Approx Error	t Value	Pr > t
ARCH0	1	0.000193	0.0000429	4.49	<.0001
ARCH1	1	0.1530	0.0471	3.25	0.0011
ARCH2	1	0.1619	0.0546	2.96	0.0030
GARCH1	1	0.4223	0.0951	4.44	<.0001

Lampiran 9 (Lanjutan)

Output SAS Model GARCH pada Saham BBRI

a. Q test dan LM test

Tests for ARCH Disturbances Based on OLS Residuals				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	3.9082	0.0481	3.8137	0.0508
2	12.0756	0.0024	11.0469	0.0040
3	16.9461	0.0007	14.2927	0.0025
4	20.0534	0.0005	15.7781	0.0033
5	20.3756	0.0011	15.7781	0.0075
6	20.6182	0.0021	15.7787	0.0150
7	21.2082	0.0035	15.9817	0.0253
8	22.2724	0.0044	16.3402	0.0378
9	23.3050	0.0055	16.6685	0.0542
10	24.5851	0.0062	17.0582	0.0731
11	25.3956	0.0080	17.1502	0.1035
12	36.8908	0.0002	24.7258	0.0162

b. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter GARCH (1,1)

GARCH Estimates					
SSE	0.27929275	Observations	717		
MSE	0.0003895	Uncond Var	0.00037128		
Log Likelihood	1825.03706	Total R-Square	0.0000		
SBC	-3630.3489	AIC	-3644.0741		
MAE	0.01389313	AICC	-3644.0405		
MAPE	100	HQC	-3638.7744		
	Normality Test	345.2287			
	Pr > ChiSq	<.0001			
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Standard Estimate	Approx Error	t Value	Pr > t
ARCH0	1	5.178E-6	1.8033E-6	2.87	0.0041
ARCH1	1	0.0343	0.009410	3.65	0.0003
GARCH1	1	0.9517	0.0129	73.98	<.0001

Lampiran 9 (Lanjutan)

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter GARCH (1,2)

GARCH Estimates					
SSE	0.27929275	Observations		717	
MSE	0.0003895	Uncond Var		0.00056583	
Log Likelihood	1822.64748	Total R-Square		0.0000	
SBC	-3618.9947	AIC		-3637.295	
MAE	0.01389313	AICC		-3637.2388	
MAPE	100	HQC		-3630.2287	
	Normality Test		239.0028		
	Pr > ChiSq		<.0001		
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	Standard DF	Estimate	Approx Error	t Value	Pr > t
ARCH0	1	0.0000310	9.7807E-6	3.17	0.0015
ARCH1	1	0.2736	0.0526	5.20	<.0001
ARCH2	1	-0.1412	0.0668	-2.11	0.0347
GARCH1	1	0.8129	0.0514	15.81	<.0001

Lampiran 9 (Lanjutan)

Output SAS Model GARCH(1,1) pada Saham BMRI

a. Q test dan LM test

Tests for ARCH Disturbances Based on OLS Residuals				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	17.7281	<.0001	17.0407	<.0001
2	20.4140	<.0001	17.9226	0.0001
3	20.6772	0.0001	17.9290	0.0005
4	26.1071	<.0001	22.5119	0.0002
5	27.3952	<.0001	22.6747	0.0004
6	27.3982	0.0001	22.9392	0.0008
7	29.5064	0.0001	24.7329	0.0008
8	29.7966	0.0002	24.7844	0.0017
9	31.4162	0.0003	25.4250	0.0025
10	31.4711	0.0005	25.4676	0.0045
11	31.4936	0.0009	25.8255	0.0069
12	32.6408	0.0011	26.7023	0.0085

b. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

GARCH Estimates					
SSE	0.23442117	Observations	717		
MSE	0.0003269	Uncond Var	0.00033768		
Log Likelihood	1880.43719	Total R-Square	0.0000		
SBC	-3741.1491	AIC	-3754.8744		
MAE	0.01280783	AICC	-3754.8407		
MAPE	100	HQC	-3749.5747		
	Normality Test	230.0408			
	Pr > ChiSq	<.0001			
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Standard Estimate	Approx Error	t Value	Pr > t
ARCH0	1	0.0000562	0.0000141	3.98	<.0001
ARCH1	1	0.1369	0.0309	4.43	<.0001
GARCH1	1	0.6967	0.0623	11.18	<.0001

Lampiran 9 (Lanjutan)

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter GARCH (1,2)

GARCH Estimates					
SSE	0.23442117	Observations		717	
MSE	0.0003269	Uncond Var		0.00038574	
Log Likelihood	1881.27027	Total R-Square		0.0000	
SBC	-3736.2402	AIC		-3754.5405	
MAE	0.01280783	AICC		-3754.4844	
MAPE	100	HQC		-3747.4742	
	Normality Test		231.5424		
	Pr > ChiSq		<.0001		
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	Standard DF	Estimate	Approx Error	t Value	Pr > t
ARCH0	1	6.0037E-6	2.1198E-6	2.83	0.0046
ARCH1	1	0.1256	0.0358	3.51	0.0004
ARCH2	1	-0.0773	0.0351	-2.21	0.0273
GARCH1	1	0.9362	0.0140	67.09	<.0001

Lampiran 10. Output *Easyfit* Uji Distribusi Residual GARCH

a. Output *Easyfit* Uji Distribusi Residual GARCH (1,1) Saham ADRO

#	Distribution	Kolmogorov Smirnov		Anderson Darling		Chi-Squared	
		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
1	Beta	0,07811	13	76,545	13	74,424	17
2	Burr (4P)	0,05188	7	24,324	6	32,418	7
3	Cauchy	0,04759	4	39,439	9	25,311	3
4	Dagum (4P)	0,05076	6	20,329	4	30,203	5
5	Erlang (3P)	0,07871	15	80,425	18	76,32	21
6	Error	0,02643	2	0,45259	2	57,573	1
7	Error Function	0,08824	20	78,667	16	66,607	10
8	Exponential (2P)	0,39429	33	179,23	33	1519,6	30
9	Fatigue Life (3P)	0,08085	16	76,401	12	69,635	11
10	Frechet (3P)	0,13545	28	26,537	24	204,82	25
11	Gamma (3P)	0,08614	19	81,026	19	71,018	13
12	Gen. Extreme Value	0,07263	10	38,184	26	N/A	
13	Gen. Gamma (4P)	0,08144	17	76,659	14	70,975	12
14	Gen. Pareto	0,10748	24	162,96	32	N/A	
15	Gumbel Max	0,12831	27	22,113	23	91,12	22
16	Gumbel Min	0,12279	26	27,103	25	75,717	20
17	Hypersecant	0,0469	3	16,443	3	27,042	4
18	Inv. Gaussian (3P)	0,07677	11	76,283	11	75,379	19
19	Johnson SU	0,05939	8	25,206	7	34,619	8
20	Kumaraswamy	0,09281	22	12,839	22	110,03	24
21	Laplace	0,01853	1	0,30881	1	6,339	2
22	Levy (2P)	0,51581	34	242,57	34	2942,3	31
23	Log-Logistic (3P)	0,05051	5	22,963	5	31,843	6
24	Logistic	0,06035	9	33,888	8	40,767	9
25	Lognormal (3P)	0,0846	18	78,979	17	71,162	14
26	Normal	0,07747	12	75,555	10	73,283	15
27	Pearson 5 (3P)	0,09256	21	87,332	20	74,961	18
28	Pearson 6 (4P)	0,07824	14	77,452	15	73,869	16
29	Pert	0,16978	29	50,288	27	381,85	26
30	Power Function	0,36881	32	147,5	30	1065,4	29
31	Rayleigh (2P)	0,26835	31	86,411	29	517,6	28
32	Triangular	0,21455	30	58,657	28	421,59	27
33	Uniform	0,12032	25	162,43	31	N/A	
34	Weibull (3P)	0,09422	23	12,636	21	107,52	23

Lampiran 10 (Lanjutan)

b. Output *Easyfit* Uji Distribusi Residual GARCH (1,2) Saham PTBA

#	Distribution	Kolmogorov Smirnov		Anderson Darling		Chi-Squared	
		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
1	Beta	0,06908	17	35,865	16	46,591	17
2	Burr (4P)	0,03637	1	0,93702	1	28,837	7
3	Cauchy	0,0645	14	57,853	21	51,21	22
4	Dagum (4P)	0,03966	3	10,671	3	28,612	5
5	Erlang (3P)	0,07697	18	3,968	17	44,974	14
6	Error	0,04134	5	16,028	5	18,077	1
7	Error Function	0,07763	19	4,536	19	44,587	13
8	Exponential (2P)	0,41302	33	184,33	33	1445,7	30
9	Fatigue Life (3P)	0,06369	13	33,486	13	47,623	20
10	Frechet (3P)	0,1272	27	32,538	25	N/A	
11	Gamma (3P)	0,06476	15	34,164	14	46,506	16
12	Gen. Extreme Value	0,05462	8	30,902	9	40,001	10
13	Gen. Gamma (4P)	0,06476	16	34,608	15	47,706	21
14	Gen. Pareto	0,08676	23	144,94	31	N/A	
15	Gumbel Max	0,08553	22	77,654	22	47,441	19
16	Gumbel Min	0,13315	28	34,001	26	112,71	25
17	Hypersecant	0,0513	7	17,603	6	18,347	2
18	Inv. Gaussian (3P)	0,07936	21	41,756	18	37,588	9
19	Johnson SU	0,04019	4	11,468	4	29,802	8
20	Kumaraswamy	0,0941	25	10,081	24	79,026	23
21	Laplace	0,04906	6	23,008	8	21,648	3
22	Levy (2P)	0,52467	34	256,11	34	2798,1	31
23	Log-Logistic (3P)	0,03819	2	10,197	2	28,767	6
24	Logistic	0,06149	10	22,593	7	25,49	4
25	Lognormal (3P)	0,0629	12	33,004	12	47,4	18
26	Normal	0,07776	20	45,429	20	44,168	12
27	Pearson 5 (3P)	0,05998	9	32,016	10	43,44	11
28	Pearson 6 (4P)	0,06151	11	32,506	11	45,029	15
29	Pert	0,15492	29	48,274	27	333,98	26
30	Power Function	0,35025	32	149,55	32	1062,4	29
31	Rayleigh (2P)	0,27054	31	87,747	29	494,92	28
32	Triangular	0,18511	30	55,582	28	365,96	27

Lampiran 10 (Lanjutan)

c. Output *Easyfit* Uji Distribusi Residual GARCH (1,1) Saham BBRI

#	Distribution	Kolmogorov		Anderson		Chi-Squared	
		Smirnov		Darling			
Statistic		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
1	Beta	0,0762	11	84,038	10	82,359	15
2	Burr (4P)	0,05155	5	3,148	5	36,53	6
3	Cauchy	0,04789	4	34,018	8	10,928	3
4	Dagum (4P)	0,05156	6	28,825	4	34,047	5
5	Erlang (3P)	0,08958	20	90,368	19	80,453	11
6	Error	0,03011	2	0,60773	2	73,227	2
7	Error Function	0,08972	21	90,058	18	77,346	10
8	Exponential (2P)	0,40402	33	188,38	32	1629,0	29
9	Fatigue Life (3P)	0,07732	13	84,273	11	83,44	19
10	Frechet (3P)	0,21258	29	66,061	27	N/A	
11	Gamma (3P)	0,08256	19	87,916	17	84,386	20
12	Gen. Extreme Value	0,07084	10	27,787	24	N/A	
13	Gen. Gamma (4P)	0,07989	17	87,662	16	83,439	18
14	Gen. Pareto	0,11265	24	193,01	33	N/A	
15	Gumbel Max	0,12943	26	21,516	23	110,94	22
16	Gumbel Min	0,1279	25	29,52	25	96,025	21
17	Hypersecant	0,04623	3	22,986	3	24,962	4
18	Inv. Gaussian (3P)	0,07755	14	8,452	14	82,017	14
19	Johnson SU	0,05989	9	32,317	7	38,263	8
20	Kumaraswamy	0,09433	23	14,223	22	116,52	24
21	Laplace	0,02701	1	0,38674	1	58,216	1
22	Levy (2P)	0,51652	34	248,8	34	3131,1	30
23	Log-Logistic (3P)	0,05194	7	31,838	6	37,721	7
24	Logistic	0,05949	8	42,537	9	45,241	9
25	Lognormal (3P)	0,07935	16	85,002	15	81,318	13
26	Normal	0,07653	12	84,297	12	83,029	17
27	Pearson 5 (3P)	0,08135	18	90,543	20	80,456	12
28	Pearson 6 (4P)	0,07763	15	84,299	13	82,686	16
29	Pert	0,18368	28	59,483	26	466,45	25
30	Power Function	0,37774	32	160,09	30	1214,0	28
31	Rayleigh (2P)	0,2827	31	96,781	29	624,44	27
32	Triangular	0,23481	30	70,471	28	508,34	26
33	Uniform	0,13025	27	163,84	31	N/A	
34	Weibull (3P)	0,09403	22	14,135	21	116,32	23

Lampiran 10 (Lanjutan)

d. Output *Easyfit* Uji Distribusi Residual GARCH (1,1) Saham BMRI

#	Distribution	Kolmogorov		Anderson		Chi-Squared	
		Smirnov		Darling			
		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
1	Beta	0,07793	13	73,984	11	57,902	12
2	Burr (4P)	0,04786	4	2,176	6	24,96	5
3	Cauchy	0,05019	7	40,336	9	26,133	7
4	Dagum (4P)	0,04886	6	18,888	4	23,21	4
5	Erlang (3P)	0,08781	19	84,005	19	63,627	20
6	Error	0,02519	2	0,42694	2	50,414	2
7	Error Function	0,08693	18	76,516	17	56,212	10
8	Exponential (2P)	0,39265	33	177,33	33	1459,8	30
9	Fatigue Life (3P)	0,08038	15	74,748	14	57,904	14
10	Frechet (3P)	0,13499	28	26,199	24	202,56	25
11	Gamma (3P)	0,08962	20	80,233	18	58,452	17
12	Gen. Extreme Value	0,07165	10	38,066	26	N/A	
13	Gen. Gamma (4P)	0,08226	17	74,699	13	57,402	11
14	Gen. Pareto	0,10564	24	159,05	31	N/A	
15	Gumbel Max	0,12699	27	22,069	23	98,61	24
16	Gumbel Min	0,11691	25	26,763	25	78,507	21
17	Hypersecant	0,04489	3	15,169	3	19,529	3
18	Inv. Gaussian (3P)	0,07623	11	74,608	12	58,402	16
19	Johnson SU	0,05788	8	24,382	7	28,808	8
20	Kumaraswamy	0,09049	22	12,397	22	97,422	23
21	Laplace	0,01663	1	0,29622	1	49,752	1
22	Levy (2P)	0,51671	34	241,16	34	2877,5	31
23	Log-Logistic (3P)	0,04832	5	21,647	5	25,253	6
24	Logistic	0,05881	9	3,23	8	36,434	9
25	Lognormal (3P)	0,0792	14	7,65	16	60,606	18
26	Normal	0,07707	12	73,786	10	57,963	15
27	Pearson 5 (3P)	0,08992	21	84,191	20	62,099	19
28	Pearson 6 (4P)	0,08067	16	74,854	15	57,903	13
29	Pert	0,16421	29	47,489	27	372,39	27
30	Power Function	0,36229	32	142,55	30	1007,3	29
31	Rayleigh (2P)	0,26454	31	84,193	29	516,11	28
32	Triangular	0,20478	30	54,722	28	358,98	26
33	Uniform	0,12092	26	161,94	32	N/A	
34	Weibull (3P)	0,09318	23	12,314	21	94,968	22

Lampiran 11. Syntax R Estimasi Parameter Copula

a. Syntax R Estimasi Parameter Copula untuk Saham ADRO dan PTBA

```
garch<-read.table("F:\\RES_GARCH3.txt",header=TRUE)
RG_ADRO<-garch$RG_ADRO
RG_PTBA<-garch$RG_PTBA
cor.test(garch$RG_ADRO,garch$RG_PTBA,alternative="two.sided",method="sp
earman")
cor.test(garch$RG_ADRO,garch$RG_PTBA,alternative="two.sided",method="ke
ndall")
nrow(garch)
apply(garch[,1:2],2,function(x)length(unique(x)))
pseudoSR<-apply(garch[,1:2],2,rank)/(nrow(garch)+1)
x=garch[,1:2]^2
normal.copml<-normalCopula(dim=2)
fit.nml<-fitCopula(normal.copml,pseudoSR,method="ml")
fit.nml
gumbel.copml<-gumbelCopula(2,dim=2)
fit.gml<-fitCopula(gumbel.copml,pseudoSR,method="ml")
fit.gml
clayton.copml<-claytonCopula(2,dim=2)
fit.cml<-fitCopula(clayton.copml,pseudoSR,method="ml")
fit.cml
frank.copml<-frankCopula(2,dim=2)
fit.fml<-fitCopula(frank.copml,pseudoSR,method="ml")
fit.fml
t.copt<-tCopula(dim=2)
fit.tml<-fitCopula(t.copt,pseudoSR,method="ml")
fit.tml
```

Lampiran 11 (Lanjutan)

b. Syntax R Estimasi Parameter Copula untuk Saham BBRI dan BMRI

```
garch<-read.table("F:\\RES_GARCH2.txt",header=TRUE)
RES_GARCH_BBRI<-garch$RES_GARCH_BBRI
RES_GARCH_BMRI<-garch$RES_GARCH_BMRI
cor.test(garch$RES_GARCH_BBRI,garch$RES_GARCH_BMRI,alternative="two.sided",method="spearman")
cor.test(garch$RES_GARCH_BBRI,garch$RES_GARCH_BMRI,alternative="two.sided",method="kendall")
nrow(garch)
apply(garch[,1:2],2,function(x)length(unique(x)))
pseudoSR<-apply(garch[,1:2],2,rank)/(nrow(garch)+1)
x=garch[,1:2]^2
normal.copnml<-normalCopula(dim=2)
fit.nml<-fitCopula(normal.copnml,pseudoSR,method="ml")
fit.nml
gumbel.copml<-gumbelCopula(2,dim=2)
fit.gml<-fitCopula(gumbel.copml,pseudoSR,method="ml")
fit.gml
clayton.copml<-claytonCopula(2,dim=2)
fit.cml<-fitCopula(clayton.copml,pseudoSR,method="ml")
fit.cml
frank.copml<-frankCopula(2,dim=2)
fit.fml<-fitCopula(frank.copml,pseudoSR,method="ml")
fit.fml
t.copt<-tCopula(dim=2)
fit.tml<-fitCopula(t.copt,pseudoSR,method="ml")
fit.tml
```

Lampiran 12. Syntax R Estimasi *Value at Risk*

a. Syntax R Estimasi *Value at Risk* untuk Saham ADRO dan PTBA

```
garch<-read.csv("F:\\garch3.csv",header=TRUE,sep=";")
garch
ADRO=garch$RG_ADRO
PTBA=garch$RG_PTBA
i=j=k=0
n=717-21
h=21
a<-matrix(0,h,n)
b<-matrix(0,h,n)

dd<-matrix(0,h,n)
rnq<-matrix(0,h,1)
rtq<-matrix(0,h,1)
rg=matrix(0,h,1)
rt=matrix(0,h,1)
raq=matrix(0,h,1)
rgu=matrix(0,h,1)
raf=matrix(0,h,1)

for(i in 1:h)
{
j=1+i;
k=n+i;
a[i,]=ADRO[j:k];
b[i,]=PTBA[j:k];
dd=cbind(a[i,],b[i,]);
U<-apply(dd,2,edf,adjust=1);
fn<-fit.norm(dd)
rmn<-rmnorm(1000,Sigma=fn$Sigma,fn$mu);
rmnl<-rmn[,1]+rmn[,2]
rnq[i]<-quantile(rmnl,.05)
rag<-rcopula.gauss(1000,Sigma=equicorr(d=2,rho=0.5714))
rgl<-quantile(a[i,],rag[,1])+quantile(b[i,],rag[,2]);
rg[i]<-quantile(rgl,.05);
rat<-rcopula.t(1000,df=5.2107, Sigma=equicorr(d=2,rho=0.5722))
rtl<-
quantile(a[i,],rat[,1])+quantile(b[i,],rat[,2]);
rt[i]<-quantile(rtl,.05)
raq<-rcopula.clayton(n=1000,d=2,theta=0.9139)
rmacl<-
quantile(a[i,],raq[,1])+quantile(b[i,],raq[,2]);
raq[i]<-quantile(rmacl,.05)
ragu<-rcopula.gumbel(n=1000,d=2,theta=1.585)
```

Lampiran 12 (Lanjutan)

```
rgul<-  
quantile(a[i,],ragu[,1])+quantile(b[i,],ragu[,2]);  
rgu[i]<-quantile(rgul,.05)  
rf<-rcopula.frank(1000,d=2,theta=4.1)  
rafl<-  
quantile(a[i,],rf[,1])+quantile(b[i,],rf[,2]);  
raf[i]<-quantile(rafl,.05)  
}
```

Lampiran 12 (Lanjutan)

b. Syntax R Estimasi *Value at Risk* untuk Saham BBRI dan BMRI

```
garch<-read.csv("F:\\garch2.csv",header=TRUE,sep=";")
garch
BBRI=garch$RES_GARCH_BBRI
BMRI=garch$RES_GARCH_BMRI
i=j=k=0
n=717-21
h=21
a<-matrix(0,h,n)
b<-matrix(0,h,n)

dd<-matrix(0,h,n)
rnq<-matrix(0,h,1)
rtq<-matrix(0,h,1)
rg=matrix(0,h,1)
rt=matrix(0,h,1)
raq=matrix(0,h,1)
rgu=matrix(0,h,1)
raf=matrix(0,h,1)

for(i in 1:h)
{
j=1+i;
k=n+i;
a[i,]=BBRI[j:k];
b[i,]=BMRI[j:k];
dd=cbind(a[i,],b[i,]);
U<-apply(dd,2,edf,adjust=1);
fn<-fit.norm(dd)
rmn<-rmnorm(1000,Sigma=fn$Sigma,fn$mu);
rmnl<-rmn[,1]+rmn[,2]
rnq[i]<-quantile(rmnl,.05)
rag<-rcopula.gauss(1000,Sigma=equicorr(d=2,rho=0.6817))
rgl<-quantile(a[i,],rag[,1])+quantile(b[i,],rag[,2]);
rg[i]<-quantile(rgl,.05);
rat<-rcopula.t(1000,df=7.0374,Sigma=equicorr(d=2,rho=0.6771))
rtl<-
quantile(a[i,],rat[,1])+quantile(b[i,],rat[,2]);
rt[i]<-quantile(rtl,.05)
raq<-rcopula.clayton(n=1000,d=2,theta=1.298)
rmacl<-
quantile(a[i,],raq[,1])+quantile(b[i,],raq[,2]);
raq[i]<-quantile(rmacl,.05)
ragu<-rcopula.gumbel(n=1000,d=2,theta= 1.808)
```


Lampiran 12 (Lanjutan)

```
rgul<-  
quantile(a[i,],ragu[,1])+quantile(b[i,],ragu[,2]);  
rgu[i]<-quantile(rgul,.05)  
rf<-rcopula.frank(1000,d=2,theta=5.136)  
rafl<-  
quantile(a[i,],rf[,1])+quantile(b[i,],rf[,2]);  
raf[i]<-quantile(rafl,.05)  
}
```

Lampiran 13. Output R Estimasi Parameter Copula

a. Output R Estimasi Parameter Copula untuk Saham ADRO dan PTBA

```
> local({pkg <- select.list(sort(.packages(all.available = TRUE)),graphics=TRUE)
+ if(nchar(pkg)) library(pkg, character.only=TRUE)})
> garch<-read.table("F:\\RES_GARCH3.txt",header=TRUE)
> RG_ADRO<-garch$RG_ADRO
> RG_PTBA<-garch$RG_PTBA
> cor.test(garch$RG_ADRO,garch$RG_PTBA,alternative="two.sided",method="spearman")
```

Spearman's rank correlation rho

data: garch\$RG_ADRO and garch\$RG_PTBA

S = 28375000, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: true rho is not equal to 0

sample estimates:

rho

0.5381209

Warning message:

In cor.test.default(garch\$RG_ADRO, garch\$RG_PTBA, alternative = "two.sided", :

Cannot compute exact p-value with ties

```
> cor.test(garch$RG_ADRO,garch$RG_PTBA,alternative="two.sided",method="kendall")
```

Kendall's rank correlation tau

data: garch\$RG_ADRO and garch\$RG_PTBA

z = 15.438, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: true tau is not equal to 0

sample estimates:

tau

0.3853725

```
> library(copula)
```

```
> nrow(garch)
```

```
[1] 717
```

```
> apply(garch[,1:2],2,function(x)length(unique(x)))
```

```
RG_ADRO RG_PTBA
```

```
713 698
```

```
> pseudoSR<-apply(garch[,1:2],2,rank)/(nrow(garch)+1)
```

```
> x=garch[,1:2]^2
```

```
> normal.copnml<-normalCopula(dim=2)
```

```
> fit.nml<-fitCopula(normal.copnml,pseudoSR,method="ml")
```

```
> fit.nml
```

Lampiran 13 (Lanjutan)

```
fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.
  Estimate Std. Error
rho.1  0.5714    0.022
The maximized loglikelihood is 138.9
Optimization converged
Number of loglikelihood evaluations:
function gradient
   25     3
> gumbel.copml<-gumbelCopula(2,dim=2)
> fit.gml<-fitCopula(gumbel.copml,pseudoSR,method="ml")
> fit.gml
fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.
  Estimate Std. Error
param  1.585    0.047
The maximized loglikelihood is 134.2
Optimization converged
Number of loglikelihood evaluations:
function gradient
   13     4
> clayton.copml<-claytonCopula(2,dim=2)
> fit.cml<-fitCopula(clayton.copml,pseudoSR,method="ml")
> fit.cml
fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.
  Estimate Std. Error
param  0.9139    0.072
The maximized loglikelihood is 113.4
Optimization converged
Number of loglikelihood evaluations:
function gradient
   17     6
> frank.copml<-frankCopula(2,dim=2)
> fit.fml<-fitCopula(frank.copml,pseudoSR,method="ml")
> fit.fml
fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.
  Estimate Std. Error
param    4.1    0.259
The maximized loglikelihood is 129.7
Optimization converged
Number of loglikelihood evaluations:
function gradient
   13     3
```

Lampiran 13 (Lanjutan)

```
> t.copt<-tCopula(dim=2)
> fit.tml<-fitCopula(t.copt,pseudoSR,method="ml")
> fit.tml
fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.
  Estimate Std. Error
rho.1  0.5722    0.027
df    5.2107    1.336
The maximized loglikelihood is 149.9
Optimization converged
Number of loglikelihood evaluations:
function gradient
      17      6
>
```

Lampiran 13 (Lanjutan)

b. Output R Estimasi Parameter Copula untuk Saham BBRI dan BMRI

```
> garch<-read.table("F:\\RES_GARCH2.txt",header=TRUE)
> RES_GARCH_BBRI<-garch$RES_GARCH_BBRI
> RES_GARCH_BMRI<-garch$RES_GARCH_BMRI
> cor.test(garch$RES_GARCH_BBRI,garch$RES_GARCH_BMRI,alternative="t
wo.sided",method="spearman")
```

Spearman's rank correlation rho

data: garch\$RES_GARCH_BBRI and garch\$RES_GARCH_BMRI

S = 22396000, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: true rho is not equal to 0

sample estimates:

rho

0.6354464

Warning message:

In cor.test.default(garch\$RES_GARCH_BBRI, garch\$RES_GARCH_BMRI, :
Cannot compute exact p-value with ties

```
> cor.test(garch$RES_GARCH_BBRI,garch$RES_GARCH_BMRI,alternative="t
wo.sided",method="kendall")
```

Kendall's rank correlation tau

data: garch\$RES_GARCH_BBRI and garch\$RES_GARCH_BMRI

z = 18.492, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: true tau is not equal to 0

sample estimates:

tau

0.4615337

```
> library(copula)
```

```
> nrow(garch)
```

```
[1] 717
```

```
> apply(garch[,1:2],2,function(x)length(unique(x)))
```

```
RES_GARCH_BBRI RES_GARCH_BMRI
```

```
717      716
```

```
> pseudoSR<-apply(garch[,1:2],2,rank)/(nrow(garch)+1)
```

```
> x=garch[,1:2]^2
```

```
> normal.copnml<-normalCopula(dim=2)
```

```
> fit.nml<-fitCopula(normal.copnml,pseudoSR,method="ml")
```

```
> fit.nml
```

fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.

Estimate Std. Error

Lampiran 13 (Lanjutan)

```
rho.1 0.6817 0.017
The maximized loglikelihood is 220.4
Optimization converged
Number of loglikelihood evaluations:
function gradient
  14 4
> gumbel.copml<-gumbelCopula(2,dim=2)
> fit.gml<-fitCopula(gumbel.copml,pseudoSR,method="ml")
> fit.gml
fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.
  Estimate Std. Error
param 1.808 0.054
The maximized loglikelihood is 204.3
Optimization converged
Number of loglikelihood evaluations:
function gradient
  13 4
> clayton.copml<-claytonCopula(2,dim=2)
> fit.cml<-fitCopula(clayton.copml,pseudoSR,method="ml")
> fit.cml
fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.
  Estimate Std. Error
param 1.298 0.082
The maximized loglikelihood is 189.5
Optimization converged
Number of loglikelihood evaluations:
function gradient
  11 4
> frank.copml<-frankCopula(2,dim=2)
> fit.fml<-fitCopula(frank.copml,pseudoSR,method="ml")
> fit.fml
fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.
  Estimate Std. Error
param 5.136 0.273
The maximized loglikelihood is 191
Optimization converged
Number of loglikelihood evaluations:
function gradient
  15 3
> t.copt<-tCopula(dim=2)
> fit.tml<-fitCopula(t.copt,pseudoSR,method="ml")
> fit.tml
```

Lampiran 13 (Lanjutan)

fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 717.

	Estimate	Std. Error
rho.1	0.6771	0.020
df	7.0374	2.433

The maximized loglikelihood is 227

Optimization converged

Number of loglikelihood evaluations:

function gradient

36	9
----	---

Lampiran 14. Output R Estimasi *Value at Risk*

a. Output R Estimasi *Value at Risk* untuk Saham ADRO dan PTBA

```
> library(QRM)
> garch<-read.csv("F:\\garch3.csv",header=TRUE,sep=";")
> garch
      RG_ADRO  RG_PTBA
1 -2.790900e-02 0.0194180000
2 -4.831900e-02 -0.0392210000
3 -8.252100e-02 -0.0725710000
4 -5.526300e-02 -0.0189970000
5  6.595800e-02 0.0270290000
...
713 2.514030e-04 0.0279481880
714 9.088762e-03 0.0370483240
715 2.471854e-03 0.0026557350
716 2.545620e-04 0.0060964720
717 2.175445e-02 -0.0021602460
> ADRO=garch$RG_ADRO
> PTBA=garch$RG_PTBA
> i=j=k=0
> n=717-21
> h=21
> a<-matrix(0,h,n)
> b<-matrix(0,h,n)
>
> dd<-matrix(0,h,n)
> rnq<-matrix(0,h,1)
> rtq<-matrix(0,h,1)
> rg=matrix(0,h,1)
> rt=matrix(0,h,1)
> raq=matrix(0,h,1)
> rgu=matrix(0,h,1)
> raf=matrix(0,h,1)
>
> for(i in 1:h)
+ {
+ j=1+i;
+ k=n+i;
+ a[i,]=ADRO[j:k];
+ b[i,]=PTBA[j:k];
+ dd=cbind(a[i,],b[i,]);
+ U<-apply(dd,2,edf,adjust=1);
+ fn<-fit.norm(dd)
+ rmn<-rmnorm(1000,Sigma=fn$Sigma,fn$mu);
+ rmnl<-rmn[,1]+rmn[,2]
```


Lampiran 14 (Lanjutan)

```
+ rnq[i]<-quantile(rmnl,.05)
+ rag<-rcopula.gauss(1000,Sigma=equicorr(d=2,rho=0.5714))
+ rgl<-quantile(a[i,],rag[,1])+quantile(b[i,],rag[,2]);
+ rg[i]<-quantile(rgl,.05);
+ rat<-rcopula.t(1000,df=5.2107, Sigma=equicorr(d=2,rho=0.5722))
+ rtl<-
+ quantile(a[i,],rat[,1])+quantile(b[i,],rat[,2]);
+ rt[i]<-quantile(rtl,.05)
+ raq<-rcopula.clayton(n=1000,d=2,theta=0.9139)
+ rmacl<-
+ quantile(a[i,],raq[,1])+quantile(b[i,],raq[,2]);
+ raq[i]<-quantile(rmacl,.05)
+ ragu<-rcopula.gumbel(n=1000,d=2,theta=1.585)
+ rgul<-
+ quantile(a[i,],ragu[,1])+quantile(b[i,],ragu[,2]);
+ rgu[i]<-quantile(rgul,.05)
+ rf<-rcopula.frank(1000,d=2,theta=4.1)
+ rafl<-
+ quantile(a[i,],rf[,1])+quantile(b[i,],rf[,2]);
+ raf[i]<-quantile(rafl,.05)
+ }
>
> rt
      [,1]
 [1,] -0.07563644
 [2,] -0.07372144
 [3,] -0.07877643
 [4,] -0.08033596
 [5,] -0.07816803
 [6,] -0.07525183
 [7,] -0.07391810
 [8,] -0.07379473
 [9,] -0.08025294
[10,] -0.08027212
[11,] -0.07362045
[12,] -0.08247095
[13,] -0.07872756
[14,] -0.07713898
[15,] -0.08042354
[16,] -0.07219893
[17,] -0.07954785
[18,] -0.07250224
[19,] -0.07466635
[20,] -0.07612384
[21,] -0.07518487
```

Lampiran 14 (Lanjutan)

b. Output R Estimasi *Value at Risk* untuk Saham BBRI dan BMRI

```
> library(QRM)
> garch<-read.csv("F:\\garch2.csv",header=TRUE,sep=";")
> garch
  RES_GARCH_BBRI RES_GARCH_BMRI
1    0.0068729   0.0313505
2   -0.0068729  -0.0377403
3   -0.0315263  -0.0159047
4    0.0070922  -0.0075028
5    0.0140353   0.0237152
...
713 -0.0094396  -0.0041423
714  0.0072317  -0.0018171
715  0.0052534   0.0154830
716 -0.0013002   0.0026237
717  0.0187036   0.0273181
> BBRI=garch$RES_GARCH_BBRI
> BMRI=garch$RES_GARCH_BMRI
> i=j=k=0
> n=717-21
> h=21
> a<-matrix(0,h,n)
> b<-matrix(0,h,n)
>
> dd<-matrix(0,h,n)
> rnq<-matrix(0,h,1)
> rtq<-matrix(0,h,1)
> rg=matrix(0,h,1)
> rt=matrix(0,h,1)
> raq=matrix(0,h,1)
> rgu=matrix(0,h,1)
> raf=matrix(0,h,1)
>
> for(i in 1:h)
+ {
+ j=1+i;
+ k=n+i;
+ a[i,]=BBRI[j:k];
+ b[i,]=BMRI[j:k];
+ dd=cbind(a[i,],b[i,]);
+ U<-apply(dd,2,edf,adjust=1);
+ fn<-fit.norm(dd)
+ rmn<-rmnorm(1000,Sigma=fn$Sigma,fn$mu);
+ rmnl<-rmn[,1]+rmn[,2]
```

Lampiran 14 (Lanjutan)

```
+ rnq[i]<-quantile(rmnl,.05)
+ rag<-rcopula.gauss(1000,Sigma=equicorr(d=2,rho=0.6817))
+ rgl<-quantile(a[i,],rag[,1])+quantile(b[i,],rag[,2]);
+ rg[i]<-quantile(rgl,.05);
+ rat<-rcopula.t(1000,df=7.0374,Sigma=equicorr(d=2,rho=0.6771))
+ rtl<-
+ quantile(a[i,],rat[,1])+quantile(b[i,],rat[,2]);
+ rt[i]<-quantile(rtl,.05)
+ raq<-rcopula.clayton(n=1000,d=2,theta=1.298)
+ rmacl<-
+ quantile(a[i,],raq[,1])+quantile(b[i,],raq[,2]);
+ raq[i]<-quantile(rmacl,.05)
+ ragu<-rcopula.gumbel(n=1000,d=2,theta= 1.808)
+ rgul<-
+ quantile(a[i,],ragu[,1])+quantile(b[i,],ragu[,2]);
+ rgu[i]<-quantile(rgul,.05)
+ rf<-rcopula.frank(1000,d=2,theta=5.136)
+ rafl<-
+ quantile(a[i,],rf[,1])+quantile(b[i,],rf[,2]);
+ raf[i]<-quantile(rafl,.05)
+ }
> rt
      [,1]
 [1,] -0.05321891
 [2,] -0.05845267
 [3,] -0.05333040
 [4,] -0.06095738
 [5,] -0.05710434
 [6,] -0.05141361
 [7,] -0.05556455
 [8,] -0.05245591
 [9,] -0.05621491
[10,] -0.05657979
[11,] -0.05636125
[12,] -0.05225446
[13,] -0.05181953
[14,] -0.05437578
[15,] -0.05806884
[16,] -0.05722661
[17,] -0.05657255
[18,] -0.06317100
[19,] -0.05608373
[20,] -0.05320508
[21,] -0.05240064
```

Lampiran 15. Running pada Residual GARCH untuk Copula Student-t

a. Running pada Residual GARCH untuk Copula Student-t pada Saham ADRO dan PTBA

No	Running ke-1	Running ke-2	Running ke-3	Running ke-4	Running ke-5
1	-0,07564	-0,07351	-0,07562	-0,07128	-0,08236
2	-0,07372	-0,07207	-0,07846	-0,07627	-0,07679
3	-0,07878	-0,07354	-0,0756	-0,08123	-0,07922
4	-0,08034	-0,07596	-0,07179	-0,0702	-0,07654
5	-0,07817	-0,06749	-0,08204	-0,07977	-0,07432
6	-0,07525	-0,07619	-0,07418	-0,0804	-0,07548
7	-0,07392	-0,07739	-0,07421	-0,0774	-0,07531
8	-0,07379	-0,07788	-0,0776	-0,07504	-0,06881
9	-0,08025	-0,07807	-0,07635	-0,07799	-0,07525
10	-0,08027	-0,07506	-0,07847	-0,07747	-0,07508
11	-0,07362	-0,07555	-0,07721	-0,07704	-0,07623
12	-0,08247	-0,07055	-0,07456	-0,07708	-0,07727
13	-0,07873	-0,07064	-0,07906	-0,08134	-0,07306
14	-0,07714	-0,0745	-0,07974	-0,08209	-0,07763
15	-0,08042	-0,08487	-0,07516	-0,06958	-0,0731
16	-0,0722	-0,07495	-0,07553	-0,08193	-0,07481
17	-0,07955	-0,07473	-0,07454	-0,07503	-0,07833
18	-0,0725	-0,07683	-0,08058	-0,07145	-0,07686
19	-0,07467	-0,07484	-0,06316	-0,07481	-0,07355
20	-0,07612	-0,07377	-0,07199	-0,07266	-0,06974
21	-0,07518	-0,08083	-0,07574	-0,07734	-0,07433
Rata-rata	-0,08	-0,08	-0,08	-0,08	-0,08

Lampiran 15 (Lanjutan)

b. Running pada Residual GARCH untuk Copula Student-t pada Saham BBRI dan BMRI

No	Running ke-1	Running ke-2	Running ke-3	Running ke-4	Running ke-5
1	-0,05321891	-0,05631317	-0,05471597	-0,0564199	-0,05866225
2	-0,05845267	-0,05361382	-0,05952142	-0,05609831	-0,05490972
3	-0,0533304	-0,05909864	-0,05968081	-0,05711394	-0,05704883
4	-0,06095738	-0,0587728	-0,05309426	-0,0520575	-0,05520778
5	-0,05710434	-0,04911157	-0,05481709	-0,05332326	-0,05041819
6	-0,05141361	-0,05385382	-0,05328287	-0,05500919	-0,05514416
7	-0,05556455	-0,05388183	-0,05866468	-0,05504982	-0,05567587
8	-0,05245591	-0,05673888	-0,05124637	-0,05545386	-0,05568972
9	-0,05621491	-0,05731023	-0,05466225	-0,05629174	-0,06408488
10	-0,05657979	-0,05350593	-0,05390163	-0,05191851	-0,06044719
11	-0,05636125	-0,05197935	-0,05251498	-0,05418186	-0,05528853
12	-0,05225446	-0,05744935	-0,05389454	-0,05648917	-0,05618577
13	-0,05181953	-0,05619789	-0,05924137	-0,05891388	-0,05088472
14	-0,05437578	-0,05778448	-0,05360601	-0,05532826	-0,0565599
15	-0,05806884	-0,05184045	-0,0541998	-0,05952766	-0,04965632
16	-0,05722661	-0,05864075	-0,05920904	-0,05780255	-0,05739853
17	-0,05657255	-0,05650913	-0,06700301	-0,05494652	-0,06033684
18	-0,063171	-0,05710787	-0,05154783	-0,05287078	-0,05156368
19	-0,05608373	-0,06032088	-0,05542713	-0,05769048	-0,05311077
20	-0,05320508	-0,05152119	-0,05929885	-0,05377968	-0,05786791
21	-0,05240064	-0,0534958	-0,05251967	-0,05696444	-0,0573209
Rata-rata	-0,06	-0,06	-0,06	-0,06	-0,06

BIOGRAFI PENULIS



Penulis lahir di Malang, Provinsi Jawa Timur pada tanggal 09 Juni 1989 dengan nama Tutus Suratina Harsoyo, sebagai anak pertama dari dua bersaudara dari pasangan Ibnu Harsoyo dan Nanik Saptowati. Penulis menempuh pendidikan formal di SD Negeri 05 Pagak (1995-2001), SMP Negeri 01 Pagak (2001-2004), MA Negeri 03 Malang (2004-2007). Penulis kemudian melanjutkan jenjang S1 di Prodi Statistika Universitas Brawijaya Malang (2007-2013). Penulis melanjutkan studi ke jenjang S2 di

Program Pascasarjana Statistika FMIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya (2015-2017).

Saran, kritik, dan pertanyaan seputar tesis ini dapat disampaikan ke alamat email tutus.s.harsoyo@gmail.com.

