



TUGAS AKHIR – SS141501

**ANALISIS RISIKO *RETURN* SAHAM PERUSAHAAN
SUB SEKTOR PROPERTI DAN *REAL ESTATE*
MENGUNAKAN *METODE CONDITIONAL VALUE
AT RISK (CVaR)* DENGAN PENDEKATAN ARMAX
GARCHX DAN *DURATION TEST* SEBAGAI
*BACKTESTING***

**RR. VIANTY ROOSE IKA RAMADHANI
NRP 1315 105 034**

**Dosen Pembimbing
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si., M.Si**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



TUGAS AKHIR – SS141501

**ANALISIS RISIKO *RETURN* SAHAM PERUSAHAAN
SUB SEKTOR PROPERTI DAN *REAL ESTATE*
MENGUNAKAN *METODE CONDITIONAL VALUE
AT RISK (CVaR)* DENGAN PENDEKATAN ARMAX
GARCHX DAN *DURATION TEST* SEBAGAI
*BACKTESTING***

**RR. VIANTY ROOSE IKA RAMADHANI
NRP 1315 105 034**

**Dosen Pembimbing
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si., M.Si**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



FINAL PROJECT – SS141501

**RETURN RISK ANALYSIS OF PROPERTY
AND REAL ESTATE SUB COMPANY SECTOR
COMPANIES USING CONDITIONAL VALUE AT
RISK (CVaR) METHOD WITH ARMAX GARCHX
APPROACH AND DURATION TEST
AS BACKTESTING**

**RR. VIANTY ROOSE IKA RAMADHANI
NRP 1315 105 034**

**Supervisor
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si., M.Si**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**

LEMBAR PENGESAHAN

**ANALISIS RISIKO *RETURN* SAHAM PERUSAHAAN
SUB SEKTOR PROPERTI DAN *REAL ESTATE*
MENGUNAKAN METODE *CONDITIONAL VALUE
AT RISK (CVaR)* DENGAN PENDEKATAN *ARMAX-
GARCHX* DAN *DURATION TEST* SEBAGAI
*BACKTESTING***

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Rr. Vianty Roose Ika Ramadhani

NRP. 1315 105 034

Disetujui oleh Pembimbing:

Dr.rer.pol. Dedy Dwi P., S.Si., M.Si.

NIP. 19831204 200812 1 002

Mengetahui,
Kepala Departemen



Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2017

**ANALISIS RISIKO RETURN SAHAM PERUSAHAAN SUB
SEKTOR PROPERTI DAN REAL ESTATE
MENGUNAKAN METODE *CONDITIONAL VALUE AT
RISK (CVaR)* DENGAN PENDEKATAN ARMAX GARCHX
DAN *DURATION TEST* SEBAGAI *BACKTESTING***

Nama : Rr. Vianty Roose Ika R.
NRP : 1315 105 034
Departemen : Statistika
Pembimbing : Dr. rer. pol. Dedy Dwi P., S.Si., M.Si

Abstrak

Pada 1 Juli 2016, Undang-Undang tentang pengampunan pajak atau tax amnesty telah disahkan. Dampak tax amnesty ini mendorong pertumbuhan investasi salah satunya di perusahaan sub sektor properti dan real estate, yaitu PT. Bumi Serpong Damai Tbk (BSDE), PT. Pakuwon Jati Tbk (PWON), PT. Lippo Karawaci Tbk (LPKR), PT. Summarecon Agung Tbk (SMRA), dan PT. Ciputra Development Tbk (CTRA). Data harga saham memiliki volatilitas tinggi dan dipengaruhi variabel eksogen, yaitu kurs IDR/USD dan IHSG, sehingga risiko dimodelkan dengan menggunakan metode Value at Risk (VaR) dan Conditional Value at Risk (CVaR) dengan pendekatan ARMA GARCH dan ARMAX GARCHX menggunakan duration test sebagai backtesting. Metode VaR dengan pendekatan ARMA GARCH lebih akurat dalam mengestimasi risiko dan profit dibanding metode CVaR. Sedangkan dengan pendekatan ARMAX GARCHX, VaR dan CVaR sama akurat-nya pada window tertentu. Durasi antar risiko pada saat ke-t tidak ada pengaruhnya dengan risiko sebelumnya dan jumlah window tidak mempengaruhi rata-rata durasi terjadinya risiko maupun profit. Semakin pendek durasi antar risiko, maka perusahaan semakin mengalami kerugian. Berdasarkan kedua pendekatan yang telah dilakukan, metode yang lebih kompleks belum tentu lebih baik digunakan daripada metode yang sederhana.

Kata Kunci : ARMAX-GARCHX, CVaR, Duration Test, Return, VaR

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

RETURN RISK ANALYSIS OF PROPERTY AND REAL ESTATE SUB COMPANY SECTOR COMPANIES USING CONDITIONAL VALUE AT RISK (CVaR) METHOD WITH ARMAX-GARCHX APPROACH AND DURATION TEST AS BACKTESTING

Name : Rr. Vianty Roose Ika R.
NRP : 1315 105 034
Department : Statistics
Supervisor : Dr. rer. pol. Dedy Dwi P., S.Si., M.Si

Abstract

On July 1, 2016, The law about tax amnesty has confirmed. The impact of tax amnesty encourages investment growth of one of them in property and real estate sub-sector, namely PT. Bumi Serpong Damai Tbk (BSDE), PT. Pakuwon Jati Tbk (PWON), PT. Lippo Karawaci Tbk (LPKR), PT. Summarecon Agung Tbk (SMRA), and PT. Ciputra Development Tbk (CTRA). Stock price data has a high volatility and influenced by exogenous variables, which is IDR / USD and IHSG rates, so the risk is modeled by Value at Risk (VaR) and Conditional Value at Risk (CVaR) method using ARMA GARCH and ARMAX GARCHX approach and duration test as backtesting. The VaR method with the ARMA GARCH approach is more accurate in estimating risk and profit than the CVaR method. While the ARMAX GARCHX, VaR and CVaR approaches are just as accurate in a particular window. The duration between risks at time t has no impact with previous risks and the number of windows does not affect the average duration of risk or profit. The more shorter of the duration between risks, the company will be more losses. Based on the two approaches that have been made, the complex method is not necessarily better to used than simpler methods.

Key Words : ARMAX-GARCHX, CVaR, Duration Test, Return, VaR

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Segala puji syukur atas kehadiran Allah SWT yang telah memberikan kenikmatan dan kemudahan serta karunia-Nya. Shalawat dan salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW. Alhamdulillah, pada akhirnya penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir di Lintas Jalur Statistika ITS dengan judul :

“Analisis Risiko *Return* Saham Perusahaan Sub Sektor Properti dan *Real Estate* Menggunakan Metode *Conditional Value at Risk (CVaR)* dengan Pendekatan *ARMAX-GARCHX* dan *Duration Test* sebagai *Backtesting*”

Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik tidak terlepas dari dukungan, doa serta semangat yang diberikan oleh berbagai pihak pada penulis. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si., M.Si. sebagai dosen pembimbing dan dosen wali yang dengan sabar membimbing dan memberi motivasi, kritik, dan saran kepada penulis demi kesempurnaan Tugas Akhir ini.
2. Ibu Dr. Irhamah, S.Si., M.Si dan Ibu Santi Puteri Rahayu, Ph.D. sebagai dosen penguji yang telah memberi banyak kritik dan saran hingga terselesaikannya penyusunan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Suhartono sebagai Ketua Jurusan Statistika yang telah memberikan fasilitas untuk kelancaran penyelesaian Tugas Akhir ini.
4. Bapak Dr. Sutikno, S.Si., M.Si. sebagai Ketua Program Studi S1 Jurusan Statistika yang telah memberikan fasilitas untuk kelancaran penyelesaian Tugas Akhir ini.
5. Mama dan Papa sebagai orang tua tercinta dan terkasih yang selalu menjadi motivasi utama, semangat, dukungan, serta doa yang tidak pernah putus.
6. Teman-teman Lintas Jalur Statistika angkatan 2015 yang selalu memberi semangat.

7. Serta pihak-pihak lain yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Dengan selesainya laporan ini, penulis menyadari bahwa penelitian Tugas Akhir ini masih belum sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran sangat diharapkan untuk perbaikan yang membangun. Besar harapan penulis agar informasi sekecil apapun dalam Tugas Akhir ini dapat menambah wawasan dan bermanfaat bagi semua pihak.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxiii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan	6
1.4 Manfaat Penelitian	7
1.5 Batasan Masalah	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 <i>Return Saham</i>	9
2.2 Nilai Tukar.....	10
2.3 Uji <i>Augmented Dickey Fuller</i>	10
2.4 Proses <i>Autoregressive Moving Average (ARMA)</i>	11
2.4.1 Identifikasi Model.....	11
2.4.2 Estimasi Parameter	13
2.4.3 Uji Signifikansi Parameter.....	14
2.4.4 <i>Diagnostic Checking</i>	15
2.4.5 Pemilihan Model Terbaik	16
2.5 <i>Autoregressive Moving Average with Exogenous Variables (ARMAX)</i>	17
2.6 <i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)</i>	18
2.6.1 Uji <i>Lagrange Multiplier (LM)</i>	19
2.6.2 Estimasi Parameter Model GARCH.....	20
2.7 <i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>	

<i>city with Exogenous Variables (GARCHX)</i>	21
2.8 <i>Value at Risk (VaR)</i>	22
2.9 <i>Conditional Value at Risk (CVaR)</i>	23
2.10 <i>Backtesting Duration Test</i>	24
2.10.1 <i>Conditional Duration Test</i>	26
2.10.2 <i>VaR dan Expected Shortfall Test</i>	27
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data.....	29
3.2 Variabel Penelitian	29
3.3 Langkah Analisis.....	31
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Karakteristik Saham Perusahaan.....	35
4.2 Karakteristik Nilai Tukar IDR/USD dan IHSG	39
4.3 Pemodelan <i>Return</i> Saham dengan ARMA GARCH.....	40
4.3.1 Pemodelan <i>Return</i> Saham dengan ARMA	40
4.3.2 Pemodelan <i>Return</i> Saham dengan ARMA GARCH.....	45
4.3.3 Perhitungan VaR dengan ARMA GARCH.....	55
4.3.4 Perhitungan CVaR dengan ARMA GARCH.....	61
4.4 Pemodelan <i>Return</i> Saham dengan ARMAX GARCHX.	67
4.4.1 Pemodelan <i>Return</i> Saham dengan ARMAX.....	68
4.4.2 Pemodelan <i>Return</i> Saham dengan ARMAX GARCHX.....	73
4.4.3 Perhitungan VaR dengan ARMAX GARCHX	83
4.4.4 Perhitungan CVaR dengan ARMAX GARCHX ...	89
4.5 Perbandingan Estimasi Risiko dengan <i>Expected Short- fall</i>	94
4.6 <i>Duration Test</i>	100
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan	109
5.2 Saran.....	111
DAFTAR PUSTAKA	113
LAMPIRAN	117

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1	Contoh Simulasi pada VaR dengan <i>Duration</i> dan Pendekatan GARCH..... 25
Gambar 3.1	<i>Moving Window</i> 29
Gambar 3.2	Diagram Alir..... 33
Gambar 4.1	<i>Time Series Plot Close Price</i> Sub Sektor <i>Property</i> dan <i>Real Estate</i> 35
Gambar 4.2	<i>Time Series Plot Return Saham</i> (a) BSDE, (b) CTRA, (c) LPKR, (d) PWON, dan (e) SMRA... 37
Gambar 4.3	<i>Time Series Plot</i> (a) Kurs IDR/USD dan (b) IHSG..... 39
Gambar 4.4	Plot ACF dan PACF dari <i>Return Saham</i> 41
Gambar 4.5	Plot ACF dan PACF dari Residual Kuadrat Model ARMA 47
Gambar 4.6	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Profit</i> (hijau) BSDE (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH..... 55
Gambar 4.7	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Profit</i> (hijau) CTRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH..... 57
Gambar 4.8	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Profit</i> (hijau) LPKR (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH..... 59
Gambar 4.9	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Profit</i> (hijau) PWON (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH..... 60
Gambar 4.10	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Profit</i> (hijau) SMRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH..... 61
Gambar 4.11	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Profit</i> (hijau) BSDE (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH..... 62
Gambar 4.12	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Pro-</i>

	<i>fit</i> (hijau) CTRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH	64
Gambar 4.13	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) LPKR (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH	65
Gambar 4.14	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) PWON (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH	66
Gambar 4.15	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) SMRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH	67
Gambar 4.16	Plot ACF dan PACF dari Residual Kuadrat Model ARMAX.....	74
Gambar 4.17	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) BSDE (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX.....	84
Gambar 4.18	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) CTRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX.....	85
Gambar 4.19	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) LPKR (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX.....	86
Gambar 4.20	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Profit</i> (hijau) PWON (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX	87
Gambar 4.21	Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) SMRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX.....	88
Gambar 4.22	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) BSDE (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX.....	89
Gambar 4.23	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) CTRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX.....	90
Gambar 4.24	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Pro-</i>	

	<i>fit</i> (hijau) LPKR (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX	91
Gambar 4.25	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) PWON (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX	92
Gambar 4.26	Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan <i>Pro- fit</i> (hijau) SMRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX	93

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1	Transformasi Box-Cox 12
Tabel 2.2	<i>Characteristics of Theoretical ACF dan PACF</i> Untuk Stasioneritas 12
Tabel 2.3	Ilustrasi Perhitungan 25
Tabel 3.1	Variabel Penelitian..... 30
Tabel 3.2	Stuktur Data Penelitian 30
Tabel 4.1	Karakteristik <i>Close Price</i> Saham Properti dan <i>Real Estate</i> 36
Tabel 4.2	Karakteristik <i>Return</i> Saham Properti dan <i>Real</i> <i>Estate</i> 37
Tabel 4.3	Karakteristik <i>Return</i> Saham Harian 38
Tabel 4.4	Hasil Uji <i>Augmented Dickey Fuller</i> 40
Tabel 4.5	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARMA 43
Tabel 4.6	<i>Diagnostic Checking</i> Model ARMA 44
Tabel 4.7	Uji Asumsi Normal Residual Model ARMA..... 45
Tabel 4.8	Kriteria AIC Model ARMA..... 45
Tabel 4.9	Uji Lagrange Multiplier Residual Model ARMA. 46
Tabel 4.10	Estimasi Parameter Model ARMA GARCH BSDE 48
Tabel 4.11	Pemodelan Kembali <i>Return</i> BSDE dengan ARMA GARCH 49
Tabel 4.12	Estimasi Parameter Model ARMA GARCH CTRA..... 49
Tabel 4.13	Pemodelan Kembali <i>Return</i> CTRA dengan ARMA GARCH 50
Tabel 4.14	Estimasi Parameter Model ARMA GARCH LPKR 50
Tabel 4.15	Pemodelan Kembali <i>Return</i> LPKR dengan ARMA GARCH 51
Tabel 4.16	Estimasi Parameter Model ARMA GARCH PWON..... 51
Tabel 4.17	Estimasi Parameter Model ARMA GARCH

	SMRA	52
Tabel 4.18	Pemodelan Kembali <i>Return</i> SMRA dengan ARMA GARCH	53
Tabel 4.19	<i>Diagnostic Checking</i> Model ARMA GARCH	53
Tabel 4.20	Uji Asumsi Normal Residual Model ARMA GARCH	54
Tabel 4.21	Kriteria AIC Model PWON	55
Tabel 4.22	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> BSDE dengan VaR pendekatan ARMA GARCH	56
Tabel 4.23	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> CTRA dengan VaR pendekatan ARMA GARCH	58
Tabel 4.24	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> LPKR dengan VaR pendekatan ARMA GARCH	59
Tabel 4.25	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> PWON dengan VaR pendekatan ARMA GARCH	60
Tabel 4.26	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> SMRA dengan VaR pendekatan ARMA GARCH	61
Tabel 4.27	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> BSDE dengan CVaR pendekatan ARMA GARCH	63
Tabel 4.28	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> CTRA dengan CVaR pendekatan ARMA GARCH	64
Tabel 4.29	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> LPKR dengan CVaR pendekatan ARMA GARCH	65
Tabel 4.30	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> PWON dengan CVaR pendekatan ARMA GARCH	66
Tabel 4.31	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> SMRA dengan CVaR pendekatan ARMA GARCH	67
Tabel 4.32	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARMAX	68
Tabel 4.33	<i>Diagnostic Checking</i> Model ARMAX	71
Tabel 4.34	Uji Asumsi Normal Residual Model ARMAX	72
Tabel 4.35	Kriteria AIC Model ARMAX	73
Tabel 4.36	Uji <i>Lagrange Multiplier</i> Residual Model ARMAX	73
Tabel 4.37	Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX	

	BSDE	76
Tabel 4.38	Pemodelan Kembali <i>Return</i> BSDE dengan ARMAX GARCHX.....	77
Tabel 4.39	Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX CTRA.....	77
Tabel 4.40	Pemodelan Kembali <i>Return</i> CTRA dengan ARMAX GARCHX.....	78
Tabel 4.41	Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX LPKR	79
Tabel 4.42	Pemodelan Kembali <i>Return</i> LPKR dengan ARMAX GARCHX.....	80
Tabel 4.43	Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX PWON.....	80
Tabel 4.44	Pemodelan Kembali <i>Return</i> PWON dengan ARMAX GARCHX.....	81
Tabel 4.45	Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX SMRA	82
Tabel 4.46	Pemodelan Kembali <i>Return</i> SMRA dengan ARMAX GARCHX.....	83
Tabel 4.47	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> BSDE dengan VaR pendekatan ARMAX GARCHX	84
Tabel 4.48	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> CTRA dengan VaR pendekatan ARMAX GARCHX	85
Tabel 4.49	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> LPKR dengan VaR pendekatan ARMAX GARCHX	86
Tabel 4.50	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> PWON dengan VaR pendekatan ARMAX GARCHX	87
Tabel 4.51	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> SMRA dengan VaR pendekatan ARMAX GARCHX	88
Tabel 4.52	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> BSDE dengan CVaR pendekatan ARMAX GARCHX	90
Tabel 4.53	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> CTRA dengan CVaR pendekatan ARMAX GARCHX	91
Tabel 4.54	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> LPKR dengan CVaR pendekatan ARMAX GARCHX	92

Tabel 4.55	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> PWON dengan CVaR pendekatan ARMAX GARCHX	93
Tabel 4.56	Estimasi Risiko dan <i>Profit</i> SMRA dengan CVaR pendekatan ARMAX GARCHX	94
Tabel 4.57	Hasil Estimasi Risiko dengan VaR dan CVaR pendekatan ARMA GARCH	95
Tabel 4.58	Hasil Estimasi <i>Profit</i> dengan VaR dan CVaR pendekatan ARMA GARCH	96
Tabel 4.59	Hasil Estimasi Risiko dengan VaR dan CVaR pendekatan ARMAX GARCHX	98
Tabel 4.60	Hasil Estimasi <i>Profit</i> dengan VaR dan CVaR pendekatan ARMAX GARCHX	99
Tabel 4.61	Hasil <i>Duration Test</i> untuk Risiko dengan ARMA GARCH	100
Tabel 4.62	Hasil <i>Duration Test</i> untuk <i>Profit</i> dengan ARMA GARCH	101
Tabel 4.63	Hasil E(D) untuk Risiko dengan ARMA GARCH	102
Tabel 4.64	Hasil E(D) untuk <i>Profit</i> dengan ARMA GARCH	103
Tabel 4.65	Hasil <i>Duration Test</i> untuk Risiko dengan ARMAX GARCHX.....	105
Tabel 4.66	Hasil <i>Duration Test</i> untuk <i>Profit</i> dengan ARMAX GARCHX.....	105
Tabel 4.67	Hasil E(D) untuk Risiko dengan ARMAX GARCHX	106
Tabel 4.68	Hasil E(D) untuk <i>Profit</i> dengan ARMAX GARCHX	108

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1	Data Harga Saham Harian <i>Close</i> dan <i>Return</i> BSDE,CTRA,LPKR,PWON,dan SMRA 117
Lampiran 2	Data Harga Harian Kurs IDR/USD, IHSG, <i>return</i> Kurs IDR/USD, dan <i>return</i> IHSG 118
Lampiran 3	Statistika Deskriptif Harga Saham <i>Close</i> dan <i>Return</i> 119
Lampiran 4	Sintak R Plot ACF dan PACF <i>Return</i> Saham 120
Lampiran 5	Sintak R dan Hasil Uji Signifikansi Serta <i>White Noise</i> dengan Model ARMA 121
Lampiran 6	Sintak R Uji <i>Lagrange Multiplier</i> Residual... 124
Lampiran 7	Sintak R Plot ACF dan PACF Residual Kuadrat Model ARMA..... 125
Lampiran 8	Sintak R Estimasi VaR Saham BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA dengan ARMA GARCH 126
Lampiran 9	Sintak R Estimasi CVaR dengan ARMA GARCH 128
Lampiran 10	Sintak R dan Hasil Uji Signifikansi Serta <i>White Noise</i> Model dengan ARMAX 134
Lampiran 11	Sintak R Estimasi VaR Saham BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA dengan ARMAX GARCHX 137
Lampiran 12	Sintak R Estimasi CVaR dengan ARMAX GARCHX 139
Lampiran 13	Sintak R VaR <i>Duration Test</i> dan <i>Output</i> dengan ARMA GARCH..... 144
Lampiran 14	Sintak R CVaR <i>Duration Test</i> dan <i>Output</i> dengan ARMA GARCH..... 148

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Di era modern seperti saat ini, investasi telah menjadi lahan bisnis baru yang menjanjikan. Investasi sudah menjadi hal yang dicari dan dijalankan oleh banyak orang. Investasi adalah suatu istilah dengan beberapa pengertian yang berhubungan dengan keuangan dan ekonomi. Istilah tersebut berkaitan dengan akumulasi suatu bentuk aktiva dengan suatu harapan mendapatkan keuntungan pada masa depan. Terkadang, investasi disebut juga sebagai penanaman modal. Secara umum, aset yang dapat menjadi saran investasi terbagi menjadi dua, yaitu aset riil dan aset finansial. Aset riil adalah aset yang dimiliki dan memiliki wujud yang kita simpan atau miliki. Contoh dari aset riil adalah properti, emas, dan logam mulia lainnya. Sedangkan aset finansial adalah aset yang tidak berwujud, biasanya hanya berupa kertas yang merupakan bukti kepemilikan kita. Contoh investasi aset finansial yaitu tabungan, deposito, reksadana, obligasi, dan saham. Indonesia mempunyai potensi peningkatan basis investor. Pasalnya, para investor Indonesia termasuk yang paling optimis dibanding dengan negara Asia lainnya. Investasi yang cukup populer khususnya di bidang finansial adalah investasi di pasar modal. Pasar modal merupakan pasar untuk berbagai instrumen keuangan jangka panjang yang bisa diperjualbelikan, baik dalam bentuk hutang ataupun modal sendiri (Darmadji & Fakhruddin, 2011). Pasar modal berkaitan langsung dengan kegiatan investasi dan menyediakan berbagai macam komoditi dengan tingkat penghasilan yang berbeda pula. Selain itu, kemudahan bertransaksi juga menjadi salah satu pendorong perkembangan pasar modal. Salah satu produk investasi di pasar modal adalah saham, dimana saham adalah surat berharga yang merupakan tanda kepemilikan seseorang atau suatu perusahaan.

Pada 1 Juli 2016, Presiden Joko Widodo telah mengesahkan Undang-Undang tentang pengampunan pajak atau *tax*

amnesty. Adanya *tax amnesty* akan sangat membantu upaya pemerintah memperbaiki kondisi perekonomian, pembangunan, dan mengurangi pengangguran, mengurangi kemiskinan serta memperbaiki ketimpangan sehingga dapat membantu stabilitas ekonomi makro (Kemenkeu, 2016). Kesuksesan pemerintah menghimpun dana *tax amnesty* memberikan sentimen positif terhadap laju Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Bursa Efek Indonesia (BEI). Menurut pengampunanpajak.com, dana repatriasi dari kebijakan *tax amnesty* akan didorong masuk ke sektor riil, salah satunya proyek properti dan *real estate* baik pemerintah atau swasta. Pemerhati properti memperkirakan sekitar 60 persen dana repatriasi dari program *tax amnesty* akan diinvestasikan ke sektor properti. Properti menjadi prioritas karena sektor properti sebagai investasi jangka panjang akan menjadi sebuah pilihan utama dengan peningkatan nilai properti yang semakin bertumbuh. Beberapa perusahaan dalam sub sektor properti dan *real estate* yang kinerjanya diduga akan terdongkrak oleh adanya *tax amnesty* antara lain PT. Bumi Serpong Damai Tbk (BSDE), PT. Pakuwon Jati Tbk (PWON), PT. Lippo Karawaci (LPKR), PT. Summarecon Agung Tbk (SMRA), dan PT. Ciputra Development Tbk (CTRA). Kelima perusahaan tersebut tercatat sebagai lima perusahaan sub sektor properti dan *real estate* terbesar di Bursa Efek Indonesia (BEI), karena memiliki kapitalisasi pasar tertinggi pada tahun 2015 (Sahamok, 2015). Diharapkan dengan adanya *tax amnesty* ini dapat menarik investor untuk menanamkan modalnya pada perusahaan besar di sub sektor properti dan *real estate* tersebut.

Bagi para investor, investasi saham dinilai jauh lebih memiliki risiko lantaran investor juga harus menganalisis masing-masing portofolio mereka. Meskipun berinvestasi saham memiliki sederet risiko, namun keuntungan yang didulang juga cukup besar. Ini mengapa investasi saham kian disebut *high risk high return*, artinya risiko dan peluang keuntungan berbanding lurus. Tetapi perlu diketahui, risiko pasar saham bukan tidak bisa dikalkulasi, dengan demikian dampaknya bisa diminimalisasi.

Sehingga perlu dilakukan analisis terhadap resiko yang mungkin terjadi pada investasi yaitu dengan menentukan *return* saham, melakukan pemodelan terhadap nilai *return*, dan menghitung estimasi nilai kerugian pada portofolio untuk menghindari kerugian yang terlalu besar. Salah satu metode yang sering digunakan dalam mengestimasi risiko saham adalah metode *Value at Risk* (VaR), yang mana VaR merupakan konsep perhitungan risiko yang dikembangkan dari konsep kurva normal. VaR bertujuan untuk menghitung tingkat keuntungan atau kerugian suatu investasi dalam waktu yang relatif dekat (Chan & Wong, 2015). Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengukur nilai VaR pada data yang memiliki volatilitas tinggi dan nilai-nilai ekstrim adalah pendekatan ARMA GARCH. Pendekatan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) didapatkan dari proses *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Pada kenyataannya, besar nilai risiko saham di waktu tertentu tidak hanya dipengaruhi oleh kondisi saham di masa lalu, namun dapat juga dipengaruhi oleh faktor-faktor ekonomi, contohnya ialah kurs, tingkat inflasi, suku bunga deposito, dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). IHSG merupakan sebuah indeks yang menampilkan perkembangan seluruh harga saham perusahaan yang terdaftar di pasar modal. Oleh karena itu metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Exogenous* (GARCHX) akan digunakan pada penelitian ini, yang mana GARCHX merupakan pengembangan dari metode ARCH/GARCH dengan penambahan variabel eksogen.

Penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan pengestimasi nilai *Value at Risk* portofolio dilakukan oleh (Dharmawan, 2014) yang meneliti tentang memodelkan struktur ketergantungan pada distribusi gabungan tingkat pengembalian portofolio yang menghasilkan kesimpulan bahwa metode t-copula memberikan hasil yang lebih baik daripada metode gaussian copula. Selain itu ada pula penelitian yang dilakukan oleh (Zuhra, 2015) yang mengestimasi nilai *Value at Risk return* portofolio

menggunakan metode copula yang didapatkan model AR(1)-GARCH(1,1) untuk *return* aset LQ45 dan JII. Ada pula penelitian yang dilakukan oleh (Ramadhan, 2013) tentang analisis perbandingan metode ARIMA dan GARCH untuk memprediksi harga saham yang menghasilkan kesimpulan bahwa kedua metode tersebut memberikan hasil yang sama baiknya tergantung pada sifat dari harga saham itu sendiri. Menurut (Faoriko, 2013) dalam penelitiannya mengenai pengaruh inflasi, suku bunga, dan nilai tukar rupiah terhadap *return* saham di Bursa Efek Indonesia yang menggunakan analisis regresi berganda menghasilkan kesimpulan bahwa ketiga variabel tersebut berpengaruh terhadap *return* saham. Metode yang dapat mempertimbangkan adanya pengaruh dari variabel endogen dan variabel eksogen salah satunya ialah metode *Conditional Value at Risk* (CVaR). Metode ini tidak terikat pada asumsi distribusi normal sehingga sangat sesuai dengan kondisi *return* saham yang pada umumnya tidak berdistribusi normal akibat adanya volatilitas tinggi. Penelitian sebelumnya dilakukan oleh (Nastiti, 2016) yang mengestimasi risiko saham sektor telekomunikasi menggunakan metode CVaR dan VaR dengan pendekatan ARMA GARCH dan *Extreme Value Theory* (EVT) yang menghasilkan kesimpulan bahwa pendekatan EVT menghasilkan nilai VaR yang lebih besar dan lebih akurat dibandingkan dengan pendekatan ARMA GARCH untuk kuantil yang ekstrim serta nilai CVaR memberikan hasil yang relatif sama dengan VaR. Ada pula penelitian yang telah dilakukan oleh (Handayani, 2017) tentang menganalisis VaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX yang menghasilkan kesimpulan bahwa variabel eksogen berpengaruh terhadap nilai saham dan pendekatan GARCHX lebih akurat dari ARMAX GARCHX. Mengacu pada penelitian yang telah dilakukan oleh Handayani pula, saham pasar secara keseluruhan (IHSG) berpengaruh terhadap saham perusahaan. Kertertarikan antara saham suatu perusahaan dengan harga saham gabungan (IHSG) dapat dilihat melalui rumus *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), sehingga hal tersebut mendasari IHSG dimasukkan sebagai variabel eksogen dalam

pemodelan. Secara keseluruhan, tingkat sensitivitas saham perusahaan lebih tinggi dari IHSG dan didapatkan kesimpulan bahwa *return* IHSG berpengaruh signifikan terhadap *return* saham perusahaan. Oleh karena itu, hasil analisis CAPM mendukung teori bahwa IHSG mempengaruhi saham individual. Variabel eksogen yang digunakan dalam penelitian ini yaitu IHSG dan nilai tukar IDR/USD karena mengacu pada penelitian yang telah dilakukan oleh Handayani sebelumnya.

Pada penelitian ini akan dikaji bagaimana menentukan *return* harga saham *close* perusahaan sub sektor properti dan *real estate*, yaitu lain BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA dengan periode waktu dari 1 Januari 2010 hingga 31 Maret 2017. Penentuan periode waktu ini digunakan untuk menghindari terjadinya dampak krisis ekonomi di Amerika Serikat pada tahun 2008 yang mengakibatkan krisis keuangan global, yaitu penurunan nilai investasi yang berupa kerugian surat berharga pada sektor properti serta berlangsungnya periode ketiga program *tax amnesty*. Metode yang digunakan yaitu dengan membandingkan keakuratan perhitungan *Value at Risk* secara univariat dengan pendekatan ARMAX GARCHX dan CVaR. Perhitungan VaR dan CVaR dilakukan dengan *duration test* sebagai *backtesting* dan didasarkan pada konsep *moving window*, yang digunakan untuk memperoleh model dasar yang sama dengan parameter yang optimal dengan tujuan parameter yang tidak bias dan efisien. Dalam konsep *moving window*, setiap *window* terdiri atas data *return* saham dengan interval waktu 250, 375, dan 500 hari transaksi agar investasi yang dilakukan menghasilkan nilai *return* yang optimal dengan risiko yang minimum.

1.2 Rumusan Masalah

Investasi adalah kegiatan menanamkan modal dengan harapan mendapatkan keuntungan pada masa depan. Investasi saham dinilai jauh lebih memiliki risiko lantaran investor juga harus menganalisis masing-masing portofolio mereka. Oleh karena itu seorang investor harus memiliki kemampuan dalam

mengelola risiko tersebut. Pengelolaan risiko penting untuk dilakukan agar terhindar dari kerugian yang besar pada kegiatan investasi. Permasalahan yang ingin diselesaikan dalam penelitian ini adalah mengetahui karakteristik *return* saham, nilai tukar IDR/USD, dan IHSG, mengestimasi risiko saham menggunakan metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH. Digunakannya metode CVaR dikarenakan pada penelitian ini melibatkan variabel makro ekonomi, yaitu nilai tukar IDR/USD dan IHSG. Kemudian rumusan masalah selanjutnya ialah mengestimasi risiko saham menggunakan metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX, melakukan perbandingan akurasi pendekatan ARMA GARCH dan ARMAX GARCHX untuk mengestimasi VaR dan CVaR menggunakan *duration test* sebagai *backtesting*, serta mengetahui rata-rata durasi terjadinya risiko dan *profit* pada data *return* saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA dengan panjang *window* yang berbeda, yaitu 250, 375, dan 500 hari transaksi pada perusahaan sub sektor properti dan *real estate*, yaitu PT. Bumi Serpong Damai Tbk (BSDE), PT. Pakuwon Jati Tbk (PWON), PT. Lippo Karawaci (LPKR), PT. Summarecon Agung Tbk (SMRA), dan PT. Ciputra Development Tbk (CTRA).

1.3 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan karakteristik data *return* saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA
2. Mendeskripsikan karakteristik data *return* nilai tukar IDR/USD dan IHSG
3. Menghitung estimasi risiko saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA menggunakan metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH
4. Mendapatkan estimasi risiko saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA menggunakan metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX

5. Mengetahui hasil perbandingan akurasi pendekatan ARMA-GARCH dan ARMAX-GARCHX untuk mengestimasi VaR dan CVaR menggunakan *duration test* sebagai *backtesting*
6. Mengetahui rata-rata durasi terjadinya risiko dan *profit* pada data *return* saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA

1.4 Manfaat

Manfaat yang ingin diperoleh dari penelitian ini adalah dapat memberikan pengetahuan bagi masyarakat mengenai karakteristik perusahaan di sub sektor properti dan *real estate* serta dapat menambah informasi bagi investor sebagai bahan pertimbangan dalam berinvestasi, menambah informasi terkait prediksi saham perusahaan sub sektor properti dan *real estate* sehingga dapat memperbaiki kinerja perusahaan mereka serta dapat menjadi bahan referensi untuk penelitian selanjutnya.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah data *return* saham harian pada PT. Bumi Serpong Damai Tbk (BSDE), PT. Pakuwon Jati Tbk (PWON), PT. Lippo Karawaci (LPKR), PT. Summarecon Agung Tbk (SMRA), dan PT. Ciputra Development Tbk (CTRA). Variabel eksogen yang digunakan adalah nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika dan IHSG. Data yang digunakan pada periode waktu 4 Januari 2010 sampai 31 Maret 2017.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka yang digunakan dalam penelitian ini adalah *return* saham, nilai tukar, uji *Augmented Dickey Fuller*, Proses ARMA, ARMAX, GARCH, GARCHX, *Value at Risk*, *Conditional Value at Risk*, dan *Duration Test*.

2.1 *Return Saham*

Return saham adalah pengembalian saham beserta hasilnya dari pihak broker atau perusahaan kepada investor yang telah melakukan investasi pada perusahaan tersebut akibat suatu hal. Bisa saja *return* saham dilakukan karena telah habis masa kontrak kerja sama dan tidak dilakukan perpanjangan atau masalah lainnya, seperti terjadinya likuidasi pada perusahaan.

Return saham terbagi menjadi dua yaitu, *return* realisasi dan *return* ekspektasi. *Return* dapat berupa *return* realisasian yang sudah terjadi atau *return* ekspektasian yang belum terjadi tetapi yang diharapkan akan terjadi dimasa yang mendatang. *Return* realisasian (*realized return*) merupakan *return* yang telah terjadi. *Return* realisasian dihitung menggunakan data historis. *Return* realisasian penting karena digunakan sebagai salah satu pengukur kinerja perusahaan. *Return* ekspektasian (*expected return*) adalah *return* yang diharapkan akan diperoleh oleh investor dimasa mendatang. Berbeda dengan *return* realisasian yang sifatnya sudah terjadi, *return* ekspektasian sifatnya belum terjadi (Jogiyanto, 2009).

Return saham dapat dihitung menggunakan persamaan (2.1) berikut :

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (2.1)$$

Keterangan :

R_t : *Return* untuk waktu t

P_t : *Price*, yaitu harga saham untuk waktu t

P_{t-1} : *Price*, yaitu harga saham untuk waktu $t-1$

2.2 Nilai Tukar

Dalam konsep perdagangan internasional setiap negara yang tergabung di dalamnya harus menyamakan dulu sistem moneterinya yaitu alat pembayarannya, dalam melakukan transaksi perdagangan digunakanlah kurs valuta asing. Nilai tukar atau kurs menunjukkan seberapa besar rupiah yang dibutuhkan untuk memperoleh uang asing. Nilai tukar atau kurs merupakan harga rupiah terhadap mata uang negara lain (Adiningsih, 1998). Nilai tukar merupakan salah satu indikator yang mempengaruhi aktivitas di pasar modal maupun pasar uang, sehingga membuat investor untuk berhati-hati dalam melakukan investasi. Nilai tukar yang sering digunakan adalah nilai tukar rupiah terhadap dollar. Karena dollar adalah mata uang yang relatif stabil dalam perekonomian (Nazir, 1988).

2.3 Uji *Augmented Dickey Fuller*

Augmented Dickey Fuller (ADF) merupakan salah satu pengujian statistik yang digunakan untuk menguji kestasioneran data dalam *mean*. Sebelum dikembangkan ADF, uji *Dickey Fuller* (DF) telah lebih dahulu digunakan. Uji DF menggunakan asumsi tidak adanya korelasi antar residual. Dalam kenyataannya, sangat dimungkinkan terjadi korelasi antar residual terlebih untuk data deret waktu. Uji ADF mengakomodasi terjadinya korelasi pada residual dengan menambahkan lag-lag dari variabel dependen Z_t (Gujarati, 2004). Secara spesifik, uji ADF mengikuti estimasi regresi berikut.

$$Z_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Z_{t-1} + \sum_{j=1}^p \alpha_j Z_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

Uji ADF memiliki hipotesis sebagai berikut :

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

H_1 : $\delta < 0$, data stasioner

Statistik Uji :

$$T = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2.3)$$

H_0 ditolak jika nilai T lebih besar dari titik kritis T^* pada tabel *Dickey Fuller* dan menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam *mean*.

2.4 Proses Autoregressive Moving Average (ARMA)

Proses ARMA merupakan gabungan dari dua proses yaitu *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Proses AR menggambarkan kondisi Z_t yang dipengaruhi oleh kondisi-kondisi sebelumnya ($Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$) dan diikuti a_t yang bersifat *white noise*. Proses AR dengan orde p dinotasikan dengan $AR(p)$ dan memiliki model matematis sebagai berikut:

$$\dot{Z}_t = \mu + \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \quad (2.4)$$

Proses MA merupakan suatu proses yang menunjukkan bahwa nilai estimasi variabel \dot{Z}_t dipengaruhi oleh kesalahan (*error*) pada saat a_t dan kesalahan-kesalahan sebelumnya ($a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$). Proses MA dengan orde q dinotasikan dengan $MA(q)$ dengan model umum sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\dot{Z}_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.5)$$

Proses *Autoregresif Moving Average* (ARMA) merupakan gabungan dari proses $AR(p)$ dan $MA(q)$ sehingga model umum yang didapatkan juga merupakan model gabungan dari kedua model tersebut dengan persamaan sebagai berikut:

$$\dot{Z}_t = \mu + \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.6)$$

2.4.1 Identifikasi Model

Untuk menggambarkan identifikasi model, diputuskan bahwa model umum $ARMA(p, q)$ ada pada persamaan (2.6). Model identifikasi berhubungan dengan metodologi dalam mengidentifikasi data yang memerlukan transformasi, seperti menstabilkan varians dengan transformasi, keputusan untuk memasukkan parameter deterministik θ_0 ketika $d \geq 1$ dan orde yang tepat dari p dan q untuk model.

Untuk mendapatkan model dugaan, terlebih dahulu membuat plot untuk data *time series* dan memilih jenis trans-

formasi yang tepat. Melalui pemeriksaan yang teliti pada plot data, biasanya didapatkan gambaran mengenai apakah deretan data mengandung tren, *seasonal*, *outliers*, variabel yang tidak konstan, ketidaknormalan, dan fenomena ketidastasioneran. Dalam analisis *time series*, transformasi yang paling sering dilakukan adalah tranformasi menstabilkan varian. Tabel 2.1 menyajikan beberapa bentuk tranformasi *Box-Cox* berdasarkan nilai yang bersesuaian.

Kemudian melakukan perhitungan dan pemeriksaan ACF dan PACF contoh dari ketepatan transformasi dari deret (*series*) untuk mengidentifikasi orde p dan q (dimana diketahui bahwa p adalah orde tertinggi pada *autoregressive* polynomial $(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$ dan q adalah orde tertinggi pada *moving average* polynomial $(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$).

Tabel 2.1 Transformasi *Box-Cox*

Nilai Lambda	Jenis Transformasi
-1,0	$1/Z_t$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

Untuk model yang tidak stasioner, $\phi(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta(B)a_t$, parameter θ_0 biasanya tidak dihiraukan, sehingga mampu atau mewakili deret (*series*) pada peubah acak pada level, *slope*, atau tren. Karakteristik dari plot ACF dan PACF untuk mengidentifikasi model ARMA ditunjukkan pada Tabel 2.2 sebagai berikut :

Tabel 2.2 Karakteristik Teoritis ACF dan PACF Untuk Model ARMA

Proses	ACF	PACF
AR(p)	Turun cepat secara eksponensial (<i>dies down</i>)	Terputus setelah lag ke- p
MA (q)	Terputus setelah lag ke- p	Turun cepat secara eksponensial (<i>dies down</i>)

Tabel 2.2 Lanjutan

Proses	ACF	PACF
ARMA (p, q)	Turun cepat secara eksponensial menuju nol setelah lag ($q-p$)	Turun cepat secara eksponensial menuju nol setelah lag ($p-q$)

Rumus perhitungan untuk ACF ada pada persamaan (2.7).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)}\sqrt{\text{Var}(Z_{t+k})}}, k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.7)$$

Dimana :

$$\text{Var}(Z_t) = \text{Var}(Z_{t+k}) = \gamma_0$$

γ_k = fungsi autokovarians pada lag ke- k

ρ_k = fungsi autokorelasi (ACF) pada lag ke- k

Sedangkan rumus untuk perhitungan PACF sampai lag ke- k dijelaskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\hat{\phi}_{k+1, k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_j} \quad (2.8)$$

2.4.2 Estimasi Parameter

Estimasi parameter dapat dilakukan dengan beberapa metode, salah satunya adalah metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). MLE memiliki keunggulan dibandingkan dengan metode estimasi yang lain, yaitu efisien (hasil estimasi memiliki nilai varian yang relatif kecil), tidak hanya terbatas pada momen pertama dan kedua, serta dapat menggunakan semua informasi yang terdapat pada data. Jika diketahui terdapat model ARMA seperti disebutkan pada persamaan (2.6), maka fungsi kepadatan peluang bersama dari $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ dapat dituliskan sebagai berikut:

$$P(a | \phi, \mu, \theta, \sigma_a^2) = (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=1}^n a_t^2\right] \quad (2.9)$$

dengan $a_t = \dot{Z}_t - \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q}$.

Diberikan $\mathbf{Z} = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n)'$ dan diasumsikan bahwa vektor $\mathbf{Z}_* = (Z_{1-p}, Z_{2-p}, \dots, Z_{-1}, Z_0)'$ serta vektor $\mathbf{a}_* = (a_{1-p}, a_{2-p}, \dots, a_{-1}, a_0)'$ merupakan *initial condition*, maka fungsi *conditional ln likelihood* didefinisikan sebagai berikut:

$$\ln L_a(a | \phi, \mu, \theta, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2} \ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{\sum_{t=1}^n a_t^2(\phi, \mu, \theta | Z_*, a_*, Z)}{2\sigma_a^2} \quad (2.10)$$

dengan $\sum_{t=1}^n a_t^2(\phi, \mu, \theta | Z_*, a_*, Z) = S_*(\phi, \mu, \theta)$. Berdasarkan asumsi bahwa variabel $\{Z_t\}$ bersifat stasioner dengan a_t memenuhi asumsi $N(0, \sigma^2)$, maka nilai Z_t dan a_t yang tidak diketahui masing-masing dapat digantikan dengan nilai \bar{Z} dan 0 sehingga didapatkan $S_*(\phi, \mu, \theta)$ dan didefinisikan sebagai berikut:

$$S_*(\phi, \mu, \theta) = \sum_{t=p+1}^n a_t^2(\phi, \mu, \theta | Z) \quad (2.11)$$

Dengan demikian, berdasarkan (Wei, 2006) nilai estimasi parameter $\hat{\phi}, \hat{\mu}, \hat{\theta}$ dengan menggunakan model ARMA(p, q) dan diperoleh pula estimasi $\hat{\sigma}_a^2$ adalah sebagai berikut:

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{S_*(\hat{\phi}, \hat{\mu}, \hat{\theta})}{n - 2p + q + 1} \quad (2.12)$$

2.4.3 Uji Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter model ARMA sehingga dapat diketahui bahwa tiap variabel atau parameter dalam model telah signifikan. Pengujian hipotesisi dilakukan dengan menggunakan uji t . Apabila yang diuji adalah parameter AR yaitu φ , maka hipotesis menjadi sebagai berikut:

Hipotesis :

$H_0 : \varphi_j = 0$ (parameter model AR(p) tidak signifikan)

$H_1 : \varphi_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, p$ (parameter model AR(p) signifikan)

Statistik uji ada pada persamaan (2.13).

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_j}{SE(\hat{\phi}_j)} \quad (2.13)$$

Dimana $SE(\hat{\phi}_j)$ adalah *standard error* dari nilai taksiran ϕ . H_0 ditolak apabila $|t_{hitung}| > t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-n_p}$ dengan p adalah banyaknya parameter, atau tolak H_0 jika $P\text{-value} < \alpha$.

Apabila yang diuji adalah parameter MA yaitu θ , maka hipotesis menjadi sebagai berikut.

Hipotesis :

$H_0 : \theta_i = 0$ (parameter model MA(q) tidak signifikan)

$H_1 : \theta_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, q$ (parameter model MA(q) signifikan)

Statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_i}{SE(\hat{\theta}_i)} \quad (2.14)$$

Dimana $SE(\hat{\theta}_i)$ adalah *standard error* dari nilai taksiran θ . H_0 ditolak apabila $|t_{hitung}| > t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-n_q}$ dengan q adalah banyaknya parameter, atau tolak H_0 jika $P\text{-value} < \alpha$ (Wei, 2006).

2.4.4 Diagnostic Checking

Pembuatan model *time series* merupakan prosedur secara berulang. Dimulai dengan identifikasi dan estimasi parameter, yang dilanjutkan pada pemeriksaan kebaikan model dengan memeriksa apakah asumsi dari model terpenuhi. Asumsi dasarnya adalah bahwa residual *white noise* dan berdistribusi normal.

1. White Noise

Pengujian residual *white noise* dilakukan untuk mengetahui apakah residual dari data yang diolah telah memenuhi asumsi *white noise*. Pengujian yang digunakan untuk mengetahui apakah residual data telah memenuhi asumsi *white noise* adalah uji Ljung-Box (Wei, 2006).

Hipotesis :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (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 *white noise* dapat dilihat pada persamaan (2.15).

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.15)$$

Daerah kritis : Tolak H_0 jika $Q > \chi_{\alpha, K-m}^2$

Keterangan :

n : banyaknya pengamatan

$\hat{\rho}_k$: ACF residual pada lag ke- k

k : lag data

2. Distribusi Normal

Untuk mengetahui apakah residual data memenuhi asumsi distribusi normal, dilakukan pengujian menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Data berdistribusi normal

H_1 : Data tidak berdistribusi normal

Statistik uji :

$$D = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.16)$$

dimana D merupakan supremum untuk semua x dari nilai mutlak $S(x) - F_0(x)$, apabila kedua fungsi tersebut disajikan secara grafis, D adalah jarak vertikal terjauh antara $S(x)$ dan $F_0(x)$. Apabila $D > D_{1-\alpha, n}$ dimana n adalah ukuran sampel, maka H_0 ditolak (Daniel, 1989).

2.4.5 Pemilihan Model Terbaik

Pendugaan model ARMA sering kali tidak tunggal sehingga diperlukan suatu kriteria tertentu untuk memilih model terbaik dari beberapa model yang didapatkan. Kriteria yang dapat digunakan sebagai alternatif untuk memilih model ARMA terbaik yaitu AIC (*Akaike's Information Criterion*).

$$AIC(\Psi) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2\Psi \quad (2.17)$$

Dengan Ψ merupakan banyaknya parameter dari model (Wei, 2006).

2.5 Autoregressive Moving Average with Exogenous Variables (ARMAX)

ARMAX adalah pengembangan dari model ARIMA dengan memasukkan variabel eksogen ke dalam persamaannya. Model ARMA tidak hanya dipengaruhi oleh data periode sebelumnya (historis), akan tetapi juga dipengaruhi oleh variabel eksogen. Berikut ini merupakan persamaan secara umum dari model ARMAX yaitu sebagai berikut (Hyndman, 2010).

$$\begin{aligned} Z_t &= \varpi_1 X_{1,t} + \dots + \varpi_u X_{u,t} + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{p-1} \\ &\quad - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{q-1} \\ Z_t &= \sum_{u=1}^U \varpi_u X_{u,t} + \sum_{j=1}^p \phi_j Z_{t-j} - \sum_{j=1}^q \theta_j a_{t-j} + a_t \end{aligned} \quad (2.18)$$

dengan nilai Z_t adalah variabel respon pada waktu ke- t , X_t merupakan variabel eksogen pada waktu ke- t , a_t adalah *white noise error*, dan (p, q, U) menunjukkan orde model ARMAX. Apabila model ARMAX ditulis dengan menggunakan operator *backshift*, maka model ARMAX adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \phi_p(B)Z_t &= \sum_{u=1}^U \beta_u X_{u,t} + \theta_q(B)a_t \text{ atau} \\ Z_t &= \frac{\sum_{u=1}^U \varpi_u X_{u,t}}{\phi_p(B)} + \frac{\theta_q(B)a_t}{\phi_p(B)} \end{aligned} \quad (2.19)$$

Dimana $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ dan $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$. Selanjutnya, terdapat model ARMA yang juga dipengaruhi oleh variabel eksogen yaitu model *Regression with ARMA errors*. Dalam model *Regression with ARMA errors* ini, model ARMA diperoleh dari *error* hasil regresi antara variabel Z_t dan X_t dengan rumus umum sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Z_t &= \beta X_t + n_t \\ n_t &= \phi_1 n_{t-1} + \dots + \phi_p n_{t-p} - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} + a_t \end{aligned} \quad (2.20)$$

dengan nilai Z_t adalah variabel respon pada waktu ke- t , nilai X_t merupakan variabel eksogen pada waktu ke- t , dan nilai n_t

merupakan komponen *error* mengikuti model ARMA. Model *Regression with ARMA errors* dengan menggunakan operator *backshift* ada pada persamaan (2.21).

$$Z_t = \beta X_t + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t \quad (2.21)$$

Kedua model tersebut dapat dianggap sebagai kasus khusus dari model fungsi transfer, dimana fungsi transfer secara umum memiliki persamaan sebagai berikut.

$$Z_t = \beta X_t + \frac{\beta_s(B)}{\delta_r(B)} B^b X_t + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t \quad (2.22)$$

Berdasarkan model ARMAX pada persamaan (2.18) dapat diketahui bahwa konsep pemodelan ARMAX hampir sama seperti model fungsi transfer, namun dengan kondisi dimana nilai s dan b sama dengan 0 serta nilai r sama dengan p . Sehingga langkah-langkah identifikasi model ARMAX adalah sebagai berikut.

1. Menetapkan order (p,q) , nilai order (p,q) pada model ARMAX ini diperoleh dari ACF dan PACF data variabel respon atau Z_t
2. Menetapkan (r,s,b) , dimana dalam model ARMAX nilai $r = p$, $s = 0$, dan $b = 0$
3. Mengestimasi model ARMAX yang telah terbentuk

2.6 *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)*

Model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) adalah salah satu model ekonometrik yang diperkenalkan oleh (Manganelli & Engle, 2001). Pendekatan pada metode ini adalah *autoregressive* karena GARCH pada dasarnya adalah model *time series* dengan bentuk *autoregressive* dan disebut *conditional heteroscedasticity* karena variasi waktu pada varians bersyarat dibangun pada model tersebut. GARCH merupakan bentuk umum atau generalisasi dari *Autoregressive conditional Heteroscedasticity* (ARCH).

Pada kasus heteroskedastisitas, suatu model regresi secara umum dituliskan dengan persamaan sebagai berikut.

$$Z_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (2.23)$$

Dimana $Z = (Z_1, \dots, Z_n)$ dan nilai ε_t merupakan residual yang memiliki variansi yang berubah sepanjang waktu. Sehingga nilai ε_t dapat dimodelkan sebagai berikut.

$$\varepsilon_t = \sigma_t Z_t \quad (2.24)$$

Nilai ε_t dimodelkan dengan menggunakan model ARCH untuk menangkap adanya kasus heteroskedastisitas tersebut. Model ARCH(r) secara umum dapat dinyatakan dalam persamaan berikut.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^r \varphi_j \varepsilon_{t-j}^2 \quad (2.25)$$

Dengan $\omega > 0, \varphi_j \geq 0$, dan $j = 1, 2, \dots, r$

Model GARCH digunakan untuk menghindari orde yang besar pada model ARCH. Secara umum model GARCH(r, s) ada pada persamaan (2.26).

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^r \varphi_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-i}^2 \quad (2.26)$$

Dengan $\omega > 0, \varphi_j \geq 0$, dan $j = 1, 2, \dots, s$

2.6.1 Uji Lagrange Multiplier (LM)

Pengujian statistik yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya heteroskedastisitas atau efek ARCH-GARCH adalah uji *Lagrange Multiplier* (LM).

Hipotesis :

$H_0: \varphi_1 = \varphi_2 = \dots = \varphi_r = 0$ (tidak terdapat efek ARCH-GARCH)

$H_1: \text{minimal ada satu } \varphi_i \neq 0 \text{ untuk } i=1, 2, \dots, r$ (terdapat efek ARCH-GARCH)

Statistik Uji :

$$LM = (n-r)R^2 \quad (2.27)$$

Untuk $t=r+1, r+2, \dots, n$ dimana nilai n menunjukkan jumlah pengamatan, r menunjukkan jumlah parameter, dan R^2 merupakan besar koefisien determinasi. H_0 ditolak jika nilai LM lebih besar dari $\chi^2_{(\alpha, r)}$ dan menunjukkan bahwa terdapat efek ARCH-GARCH atau data bersifat heteroskedastisitas.

2.6.2 Estimasi Parameter Model GARCH

Estimasi parameter GARCH dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang memaksimumkan fungsi *conditional likelihood* distribusi normal dari residual dan ditunjukkan pada persamaan sebagai berikut:

$$L(\beta, \phi | Y) = \prod_{t=1}^n \left(\frac{1}{2\pi\sigma_t^2} \right)^{\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{\varepsilon_t^2}{2\sigma_t^2} \right) \quad (2.28)$$

Pada persamaan (2.28), nilai σ_t^2 dimasukkan fungsi *conditional variance* dari model GARCH. Sehingga didapatkan fungsi *conditional ln likelihood* yang ada pada persamaan (2.29) (Wei, 2006):

$$\ln L(\beta, \phi | Y) = \ln \left(\prod_{t=1}^n \left(\frac{1}{2\pi \left(\sum_{j=1}^r \phi_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-i}^2 \right)} \right)^{\frac{1}{2}} \exp \left(-\frac{\varepsilon_t^2}{2 \left(\sum_{j=1}^r \phi_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-i}^2 \right)} \right) \right) \quad (2.29)$$

$$\ln L(\beta, \phi | Y) = \sum_{t=1}^n \frac{1}{2} \left(-\ln(2\pi) - \ln \left(\sum_{j=1}^r \phi_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-i}^2 \right) - \frac{\varepsilon_t^2}{\left(\sum_{j=1}^r \phi_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-i}^2 \right)} \right) \quad (2.30)$$

Dengan $\varphi = (\varphi_1, \dots, \varphi_r)$ dan $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_s)$. Setelah didapatkan nilai parameter, selanjutnya yaitu melakukan pengujian signifikansi parameter model GARCH(r, s) secara parsial untuk model ARCH(r) dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \varphi_j = 0, j = 1, 2, \dots, r$$

$$H_1 : \varphi_j \neq 0$$

Statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\varphi}_j}{SE(\hat{\varphi}_j)} \quad (2.31)$$

Tolak H_0 jika nilai $|t_{hitung}|$ lebih besar dari nilai $t_{1-\alpha/2, n_s}$ dengan n merupakan banyaknya pengamatan dan n_s adalah banyaknya parameter model ARCH. Tolak H_0 menunjukkan bahwa parameter model ARCH(r) telah signifikan.

Estimasi parameter β untuk model GARCH(s) dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_j = 0, j = 1, 2, \dots, s$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0$$

Statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \quad (2.32)$$

Tolak H_0 jika nilai $|t_{hitung}|$ lebih besar dari nilai $t_{1-\alpha/2, n_s}$ dengan n merupakan banyaknya pengamatan dan n_s adalah banyaknya parameter model GARCH(r, s). Tolak H_0 menunjukkan bahwa parameter telah signifikan.

2.7 *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Exogenous Variables (GARCHX)*

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Exogenous Variables* (GARCHX) merupakan pengembangan dari model ARCH dan GARCH yang diperkenalkan oleh Lee pada tahun (Apergis & Reztis, 2011). GARCHX merupakan suatu model yang dapat digunakan untuk memodelkan data deret waktu pada bidang finansial yang mempunyai

volatilitas tinggi dengan cara menambahkan variabel eksogen dalam persamaan variansnya.

Hasil pengujian empiris dalam (Hwang & Satchell, 2001) menunjukkan bahwa pasar volatilitas *cross-sectional* lebih informatif daripada pasar volatilitas *time series* dan sangat gigih. Terdapat heteroskedastisitas umum di pengembalian aset tertentu, yang dapat direplikasi oleh pasar volatilitas *cross-sectional*. Oleh karena itu, diusulkan model GARCHX (Hwang & Satchell, 2001) dengan model pada persamaan (2.33).

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^r \phi_j a_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{l=1}^m \pi_l x_{lt}^2 \quad (2.33)$$

Dalam hal ini *covariate* x_t dikuadratkan untuk menjamin nilai $\sigma_t^2 > 0$, karena data yang digunakan adalah data *return* yang nilainya berupa positif dan negatif dengan m merupakan banyaknya *covariate* x_t (Han & Kristensen, 2013).

2.8 Value at Risk (VaR)

Value at Risk merupakan konsep perhitungan risiko yang dikembangkan dari konsep kurva normal. VaR bertujuan untuk menghitung tingkat keuntungan atau kerugian suatu investasi dalam waktu yang relatif dekat. Nilai VaR selalu disertai dengan probabilitas yang menunjukkan seberapa mungkin kerugian yang terjadi akan lebih kecil dari nilai VaR tersebut. Kelebihan dari VaR adalah bahwa metode ini fokus pada *downside risk*, tidak tergantung pada asumsi distribusi dari *return*, dan pengukuran ini dapat diaplikasikan ke seluruh produk-produk finansial yang diperdagangkan. Nilai VaR didefinisikan sebagai berikut.

$$P(R_t < -VaR_t(\tau)) = (1 - CI)\% = \tau \quad (2.34)$$

Dimana R_t merupakan nilai *return* saham periode ke- t dan CI merupakan *confident interval* dari VaR (Chan & Wong, 2015). Perhitungan nilai VaR pada waktu ke- t adalah sebagai berikut:

$$VaR_t(\tau) = \hat{\mu}_t + \hat{\sigma}_t F^{-1}(\tau) \quad (2.35)$$

Dimana $F^{-1}(\tau)$ merupakan invers fungsi distribusi kumulatif kuantil ke- τ dari distribusi normal standar atau $F^{-1}(\tau) = Y_t$.

Dalam perhitungan nilai VaR, parameter $\hat{\mu}_t$ didekati dengan model ARMAX yang memiliki asumsi *white noise* dan normal pada data residual. Sementara itu, hampir semua data keuangan memiliki volatilitas yang tinggi yang menyebabkan terjadinya kasus heteroskedastisitas sehingga tidak dapat memenuhi asumsi tersebut. Metode GARCHX diterapkan untuk menangani adanya kasus heteroskedastisitas pada varian residual. Oleh karena itu, perhitungan nilai VaR dilakukan dengan pendekatan model GARCHX untuk mengestimasi parameter $\hat{\sigma}_t$. Estimasi parameter $\hat{\mu}_t$ dan $\hat{\sigma}_t$ pada perhitungan VaR menggunakan pendekatan model ARMAX dan GARCHX.

2.9 Conditional Value at Risk (CVaR)

CVaR merupakan suatu ukuran risiko yang memiliki banyak keunggulan dibandingkan dengan VaR. Salah satu keunggulan CVaR yang tidak dimiliki oleh VaR adalah CVaR merupakan suatu ukuran risiko yang koheren. Selain itu CVaR juga tidak memerlukan asumsi data berdistribusi normal. Hal ini dikarenakan CVaR mampu menghitung risiko pada data berdistribusi normal maupun tidak normal. Karena keunggulan yang dimilikinya, maka CVaR dianggap sebagai alat ukur risiko yang mampu menanggulangi kelemahan pada VaR.

Jika $Z_{A,t}$ merupakan *return* aset dari perusahaan A dengan M_t merupakan nilai dari variabel eksogen pada waktu ke- t dan τ menunjukkan kuantil, maka nilai VaR dinyatakan sebagai berikut (Chao, Hardle, & Wag, 2012):

$$\widehat{VaR}_{\tau,t,A} = \hat{\alpha}_{\tau,A} + \hat{\gamma}_{\tau,A}^T M_{t-1} \quad (2.36)$$

Sementara itu, jika terdapat dua perusahaan, misalkan perusahaan A dan perusahaan B dengan masing-masing *return* aset perusahaan sebesar dan yang melibatkan adanya pengaruh variabel eksogen M_t , maka nilai CVaR dinyatakan sebagai berikut (Chao, Hardle, & Wang, 2012):

$$\widehat{CVaR}_{\tau,A|B,t} = \hat{\alpha}_{\tau,A|B} + \hat{\beta}_{\tau,A|B} \widehat{VaR}_{\tau,t,B} + \hat{\gamma}_{\tau,A|B}^T M_{t-1} \quad (2.37)$$

Persamaan (2.37) menunjukkan keadaan dimana perusahaan A *conditional* terhadap perusahaan B. Sementara itu, diduga bahwa perusahaan B juga bersifat *conditional* terhadap perusahaan A sehingga perhitungan CVaR dapat dilakukan sebagai berikut.

$$\widehat{CVaR}_{\tau,B|A,t} = \hat{\alpha}_{\tau,B|A} + \hat{\beta}_{\tau,B|A} \widehat{VaR}_{\tau,t,A} + \hat{\gamma}_{\tau,B|A}^T M_{t-1} \quad (2.38)$$

2.10 Backtesting Duration Test

Backtesting merupakan metode yang digunakan untuk menguji validitas atau keakuratan suatu model *Value at Risk* (VaR) yang dibangun berdasarkan realitas pasar sehingga dapat dilihat seberapa besar model VaR tersebut menggambarkan data aktual historis pasar yang ada. Fungsi risiko didefinisikan didefinisikan sebagai berikut (Candelon, Colletaz, Hurlin, & Tokpavi, 2008).

$$I_{\tau,t} = \begin{cases} 1, & R_t < -VaR_{\tau,t} \\ 0, & R_t \geq -VaR_{\tau,t} \end{cases} \quad (2.39)$$

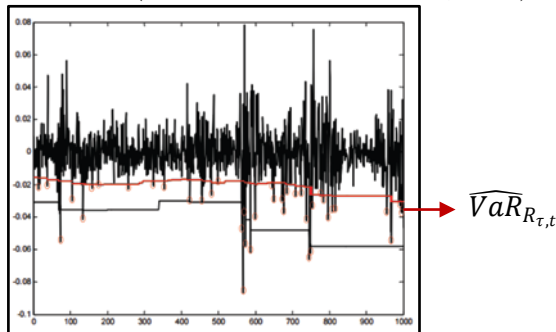
Evaluasi model risiko keuangan atau *backtesting* adalah bagian penting dari pendekatan model internal untuk pasar, manajemen risiko. *Backtesting* memiliki daya yang relatif kecil dalam pengaturan sampel kecil dan yang terpenting dari *backtesting* adalah pelanggaran *cluster* karena volatilitas yang terjadi pada data finansial biasanya membentuk sebuah *cluster* dimana ada suatu periode tertentu dari awal terjadi risiko sampai risiko tersebut berakhir.

Kontribusi eksplorasi alat baru untuk *backtesting* ialah *duration-based test*, yang mana memiliki sifat kekuatan daya yang lebih baik daripada metode sebelumnya dan dapat melihat efek durasi risiko dalam data finansial. Sehingga diertimbangkan durasi waktu (dalam hari) dengan rumus sebagai berikut.

$$D_i = t_i - t_{i-1} \quad (2.40)$$

Dimana t_i menunjukkan hari ke- i jumlah pelanggaran dan $i=1,2,\dots,T$. Perhitungan persamaan (2.40) dapat dilihat pada Gambar 2.1 dan Tabel 2.3 tentang *duration* yang terjadi pada

VaR ataupun CVaR yang didapatkan dari hasil simulasi dengan pendekatan GARCH oleh (Christoffersen & Pelletier, 2003).



Gambar 2.1 Contoh Simulasi pada VaR dengan *Duration* dan Pendekatan GARCH

Berdasarkan Gambar 2.1 dapat dilihat bahwa terdapat beberapa titik *return* yang keluar dari batas \widehat{VaR} . Jika nilai *return* melewati batas tersebut, maka dapat dikatakan bahwa *return* tersebut beresiko. Titik-titik tersebut yang kemudian dihitung berdasarkan rumus durasi pada persamaan (2.40).

Tabel 2.3 Ilustrasi Perhitungan

t	$I_{\tau,t}$	D_i
1	0	-
2	1	$d_1 = 2$
\vdots	\vdots	\vdots
t	1	$d_i = t_i - t_{i-1}$
\vdots	\vdots	\vdots
\vdots	\vdots	\vdots
T	0	-

Berdasarkan Tabel 2.3 diketahui bahwa untuk *backtesting* hanya menilai 1 jika terjadi risiko (keluar dari batas \widehat{VaR}) dan 0 jika tidak terjadi suatu risiko.

Hipotesis nol menyatakan bahwa model risiko sudah ditentukan dengan benar, *no-hit-duration* harus tidak memiliki memori (*memoryless*) dan rata-rata durasi adalah $1/p$. Distribusi yang memiliki sifat *memoryless* adalah eksponensial, sehingga berda-

sarkan hipotesis nol didapatkan distribusi *no-hit duration* sebagai berikut:

$$f_{\text{exp}}(D; p) = p \exp(-pD) \quad (2.41)$$

Dengan *hazard function* pada persamaan (2.42).

$$\begin{aligned} \lambda(d) &= \frac{\Pr(D = d)}{1 - \sum_{j < d} \Pr(D = j)} \\ &= \frac{(1-p)^{d-1} p}{1 - \sum_{j=0}^{d-2} (1-p)^j p} \\ &= p \end{aligned} \quad (2.42)$$

Dalam menguji independensi, harus menentukan alternatif yang memungkinkan untuk menunjukkan dependensi *duration*, yaitu dengan distribusi Weibull.

$$f_w = (D; a, b) = a^b b D^{b-1} \exp(-(aD)^b) \quad (2.43)$$

Distribusi Weibull memiliki keuntungan bahwa *hazard function* memiliki representasi yang *closed form*.

$$\lambda_w(D) = \frac{f_w(D)}{1 - F_w(D)} = a^b b D^{b-1} \quad (2.44)$$

Dimana distribusi eksponensial muncul sebagai kasus khusus dengan kegagalan yang sama, ketika $b=1$, dengan parameter bentuk $b>0$ dan parameter skala $a>0$. Distribusi Weibull akan memiliki *hazard function* yang menurun ketika $b<1$, yang sesuai dengan jumlah yang berlebihan dari durasi yang sangat singkat (*very volatile periods*) dan jumlah berlebihan dari durasi yang sangat panjang (*very tranquil periods*).

2.10.1 Conditional Duration Test

Tes ini merupakan modifikasi dari *duration test* yang berpotensi dapat menangkap dependensi dari VaR yang lebih baik dengan cara menguji distribusi bersyarat dari durasi. Dependensi dalam urutan *hit* mungkin muncul sebagai durasi *no-hit* relatif lama (*quiet periods*) dan durasi *no-hit* relatif singkat sesuai dengan pelanggaran *clustering*. Informasi dalam kejadian sementara dari *no-hit duration* dapat ditangkap dengan metode yang

dikemukakan oleh Engle dan Russel (1998) yaitu model *Exponential Autoregressive Conditional Duration* (EACD) dan model *Weibull Autoregressive Conditional Duration* (WACD). Model EACD(0,1) *conditional expected duration* adalah sebagai berikut.

$$E_{i-1}[D_i] \equiv \psi_i = \omega + \zeta D_{i-1} \quad (2.45)$$

Dengan $\xi \in [0,1)$. Apabila diasumsikan bahwa kepadatan eksponensial memiliki rata-rata sama dengan satu, maka distribusi *conditional* untuk durasi adalah sebagai berikut (Christoffersen & Pelletier, 2003).

$$f_{EACD}(D_i | \psi_i) = \frac{1}{\psi_i} \exp\left(-\frac{D_i}{\psi_i}\right) \quad (2.46)$$

Transaksi durasi di bidang keuangan berbanding terbalik dengan intensitas perdagangan, sehingga sulit untuk membenarkan bahwa *hazard function* dari durasi adalah konstan dari waktu ke waktu. Untuk mengatasi kelemahan ini, dapat diatasi dengan distribusi Weibull. Model WACD(1,1) adalah sebagai berikut.

$$\psi_i = \omega + \zeta_j \tilde{X}_{i-j} + \beta \psi_{i-1} \quad (2.47)$$

Conditional untuk durasinya adalah sebagai berikut:

$$f_{WACD}(D_i | \psi_i) = \frac{\gamma}{D_i} \left(\frac{\Gamma(1+1/\gamma) D_i}{\psi_i} \right)^\gamma \exp\left(-\frac{\Gamma(1+1/\gamma) D_i}{\psi_i} \right) \quad (2.48)$$

2.10.2 VaR dan *Expected Shortfall Test*

Cakupan tanpa syarat atau proporsi kegagalan, uji Kupiec memungkinkan untuk menghitung data *return* yang melewati batas VaR atau dapat dikatakan terjadi risiko dengan nilai ekspektasi yang konstan pada kuantil yang terpilih dan dengan tingkat kepercayaan tertentu. Berdasarkan hipotesis awal yang menyatakan model awal yang benar dengan jumlah risiko x mengikuti distribusi binomial. Tes ini biasanya digunakan sebagai *likelihood ratio* yang ada pada persamaan (2.49) (Ghalanos, 2015). Apabila *backtesting* yang digunakan ialah *duration test*, maka distribusi yang digunakan untuk *likelihood ratio test* adalah distribusi Weibull dan apabila parameter $b=1$, maka distribusi eksponensial. *Likelihood ratio test* untuk *duration test* dimana

$(f(\delta|H_0)/f(\delta|H_1))$ dapat dilihat pada persamaan (2.46) untuk eksponensial dan (2.48) untuk Weibull.

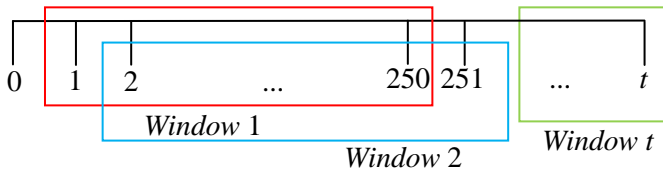
$$LR_{uc} = -2\ln\left(\frac{f(\delta|H_0)}{f(\delta|H_1)}\right) = -2\ln\left(\frac{(1-p)^{n-\delta} p^\delta}{\left(1-\frac{\delta}{n}\right)^{n-\delta} \left(\frac{\delta}{n}\right)^\delta}\right) \quad (2.49)$$

Dimana p adalah probabilitas dari pelampauan untuk tingkat kepercayaan yang dipilih, n adalah ukuran sampel, dan δ adalah *failure* antar nilai VaR dengan kerugian aktual.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari dua sumber yaitu *finance.yahoo.com* dan *bi.go.id*. Pada situs *finance.yahoo.com* diperoleh harga saham penutupan (*closing price*) lima saham harian perusahaan sub sektor properti dan *real estate*, yaitu PT. Bumi Serpong Damai Tbk (BSDE), PT. Pakuwon Jati Tbk (PWON), PT. Lippo Karawaci (LPKR), PT. Summarecon Agung Tbk (SMRA), dan PT. Ciputra Development Tbk (CTRA) serta Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Sedangkan pada situs *bi.go.id* diperoleh data makro ekonomi yaitu nilai tukar (kurs) rupiah (IDR) terhadap dolar Amerika (USD) atau (IDR/USD) pada tanggal 4 Januari 2010 hingga 31 Maret 2017. Pada penelitian ini menggunakan konsep *moving window* pada data deret waktu. Setiap *window* terdiri dari data *return* saham dengan interval waktu 250, 375, dan 500 hari transaksi. Untuk *window* ke-1 diperoleh dari data *return* ke-1 sampai data ke-250, *window* ke-2 dari data ke-2 sampai data ke-251, dan seterusnya. Ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 3.1 sebagai berikut:



Gambar 3.1 *Moving Window*

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang akan digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel respon yaitu data *return* saham harian perusahaan sub sektor properti dan *real estate*, sedangkan variabel prediktor-

nya adalah *return* nilai tukar (kurs) rupiah (IDR) terhadap dolar Amerika (USD) dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG).

Pada penelitian ini digunakan X_t , yaitu efek variabel eksogen terhadap *return* terjadi pada hari yang sama, karena merujuk pada penelitian yang telah dilakukan oleh (Sudjati, 2017) yang menggunakan X_t dan X_{t-1} menghasilkan kesimpulan bahwa model dengan X_t memiliki nilai *expected shortfall* yang lebih dekat dengan kuantil 5% daripada dengan X_{t-1} . Hal ini berarti model dengan X_t lebih akurat untuk digunakan. Berikut merupakan penjelasan lengkap untuk masing-masing variabel.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Skala
$Z_{1,t}$	<i>Return</i> saham PT. Bumi Serpong Damai Tbk (BSDE)	Rasio
$Z_{2,t}$	<i>Return</i> saham PT. Pakuwon Jati Tbk (PWON)	Rasio
$Z_{3,t}$	<i>Return</i> saham PT. Lippo Karawaci (LPKR)	Rasio
$Z_{4,t}$	<i>Return</i> saham PT. Summarecon Agung Tbk (SMRA)	Rasio
$Z_{5,t}$	<i>Return</i> saham PT. Ciputra Development Tbk (CTRA)	Rasio
$X_{1,t}$	<i>Return</i> nilai tukar rupiah (IDR) terhadap dolar Amerika (USD)	Rasio
$X_{2,t}$	<i>Return</i> IHSG	Rasio

Struktur data pada penelitian ini disajikan dalam Tabel 3.2, dimana periode yang digunakan adalah dari 4 Januari 2010 sampai dengan 31 Maret 2017.

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian

Tanggal	t	$Z_{1,t}$	$Z_{2,t}$	$Z_{3,t}$	$Z_{4,t}$	$Z_{5,t}$	$X_{1,t}$	$X_{2,t}$
04/01/2010	1	$z_{1,1}$	$z_{2,1}$	$z_{3,1}$	$z_{4,1}$	$z_{5,1}$	$x_{1,1}$	$x_{2,1}$
05/01/2010	2	$z_{1,2}$	$z_{2,2}$	$z_{3,2}$	$z_{4,2}$	$z_{5,2}$	$x_{1,2}$	$x_{2,2}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30/03/2017	$n-1$	$z_{1,n-1}$	$z_{2,n-1}$	$z_{3,n-1}$	$z_{4,n-1}$	$z_{5,n-1}$	$x_{1,n-1}$	$x_{2,n-1}$
31/03/2017	n	$z_{1,n}$	$z_{2,n}$	$z_{3,n}$	$z_{4,n}$	$z_{5,n}$	$x_{1,n}$	$x_{2,n}$

3.3 Langkah Analisis

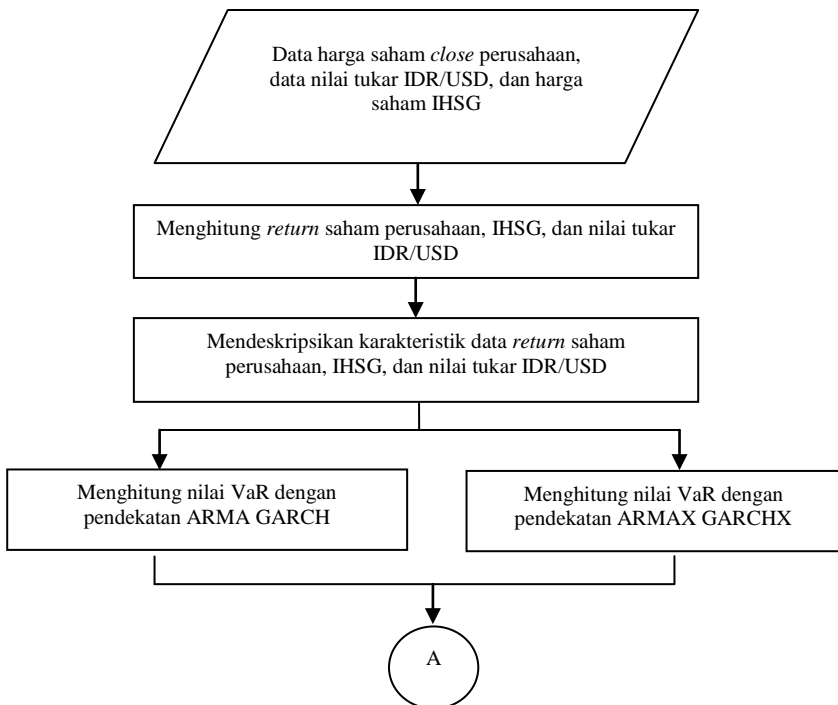
Langkah analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menghitung nilai *return* setiap saham perusahaan sub sektor properti dan *real estate*, yaitu BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA berdasarkan persamaan (2.1) dan mendeskripsikan karakteristik data
2. Menghitung nilai *return* nilai tukar (kurs) rupiah (IDR) terhadap dolar Amerika (USD) (IDR/USD) dan IHSG berdasarkan persamaan (2.1) dan mendeskripsikan karakteristik data
3. Menghitung estimasi risiko *return* saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA menggunakan metode *Value at Risk* (VaR) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR) dengan pendekatan ARMA GARCH seperti pada persamaan (2.6) dan (2.26)
 - a) Mengidentifikasi model ARMA pada *return* saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA
 - b) Mengestimasi parameter terhadap model ARMA
 - c) Melakukan pengujian signifikansi parameter hasil dugaan model ARMA
 - d) Melakukan *diagnostic checking* mengenai asumsi *white noise* dan distribusi normal pada residual data
 - e) Memilih model ARMA terbaik berdasarkan kriteria AIC
 - f) Mengidentifikasi adanya efek ARCH-GARCH pada nilai *error* dari model ARMA yang terbentuk
 - g) Mengidentifikasi model GARCH
 - h) Mengestimasi parameter terhadap model GARCH
 - i) Melakukan pengujian signifikansi terhadap parameter model GARCH
 - j) Mendapatkan model ARMA GARCH yang sudah sesuai, dimana setiap *window* memiliki model yang sama
 - k) Menghitung nilai VaR

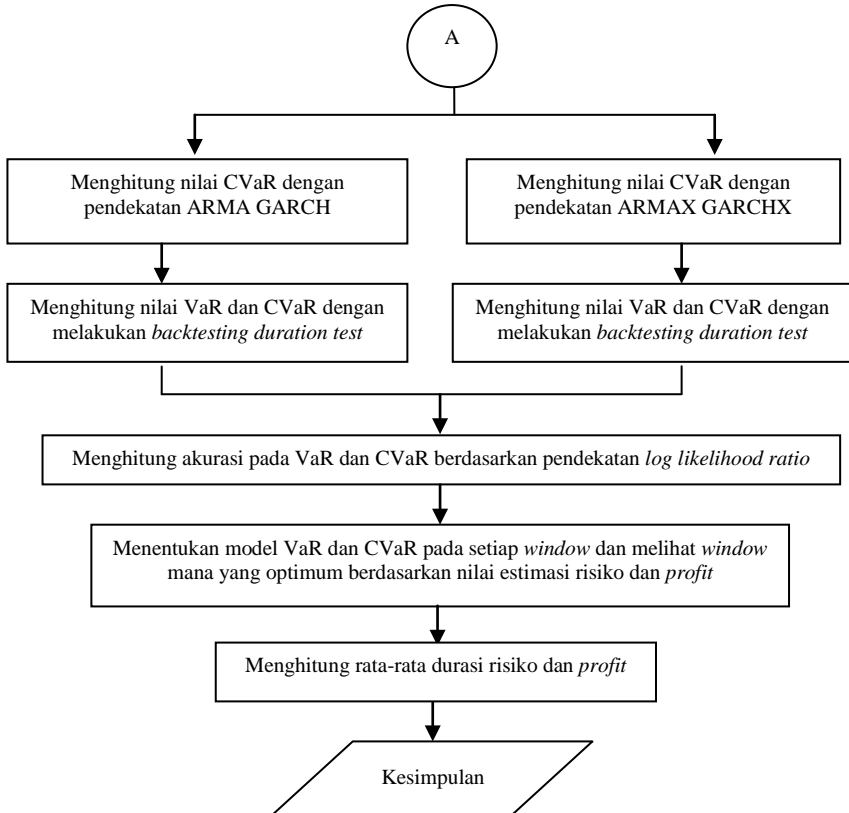
- l) Menghitung nilai CVaR dari model VaR dengan variabel eksogen IHSG dan kurs IDR/USD
4. Menghitung estimasi risiko *return* saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA menggunakan metode *Value at Risk* (VaR) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR) dengan pendekatan ARMAX GARCHX seperti pada persamaan (2.18) dan (2.33). Variabel eksogen yang digunakan dalam pemodelan ARMAX GARCHX adalah *return* kurs IDR / USD dan *return* IHSG. Penelitian ini menggunakan konsep *moving window* agar memperoleh model dasar yang sama dengan parameter yang optimal
 - a) Mengidentifikasi model ARMAX pada *return* saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA
 - b) Mengestimasi parameter terhadap model ARMAX dimana variabel eksogennya yaitu *return* nilai tukar rupiah terhadap dollar dan *return* IHSG
 - c) Melakukan pengujian signifikansi parameter hasil dugaan model ARMAX
 - d) Melakukan *diagnostic checking* mengenai asumsi *white noise* dan distribusi normal pada residual data
 - e) Memilih model ARMAX terbaik berdasarkan kriteria AIC
 - f) Mengidentifikasi adanya efek ARCH-GARCH pada nilai *error* dari model ARMAX yang terbentuk.
 - g) Mengidentifikasi model GARCHX.
 - h) Mengestimasi parameter terhadap model GARCHX
 - i) Melakukan pengujian signifikansi terhadap parameter model GARCHX
 - j) Mendapatkan model ARMAX GARCHX yang sudah sesuai, dimana setiap window memiliki model yang sama
 - k) Menghitung nilai VaR
 - l) Menghitung nilai CVaR dari model VaR
5. Menghitung akurasi model VaR dan CVaR dengan melakukan *backtesting duration* test dan membandingkan

- keakuratan perhitungan risiko antara VaR dengan pendekatan ARMA GARCH, CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH dan variabel eksogen, yaitu kurs IDR/USD dan *return* IHSG, VaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX, CVaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX
6. Menghitung rata-rata durasi terjadinya risiko dan *profit* pada *return* saham BSDE, PWON, LPKR, SMRA, dan CTRA
 7. Membuat kesimpulan dan saran
 8. Mengulangi langkah nomor 1 hingga 10 untuk *window* yang berbeda, yaitu 250, 375, dan 500 hari transaksi

Langkah analisis di atas dapat ditulis secara umum dalam bentuk diagram alir pada Gambar 3.1.



Gambar 3.2 Diagram Alir

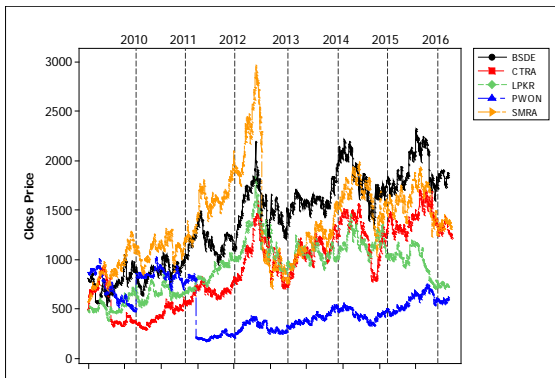
**Gambar 3.2** Lanjutan

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan diuraikan hasil analisis dari perhitungan dari data return saham yang meliputi karakteristik, analisis VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH, ARMAX GARCHX, dan *duration test*.

4.1 Karakteristik Saham Perusahaan

Nilai *return* sebagai dasar perhitungan risiko dihitung berdasarkan harga saham *close*. Berikut ini merupakan *time series plot* dari harga saham *close* perusahaan BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA mulai 4 Januari 2010 sampai dengan 31 Maret 2017.



Gambar 4.1 *Time Series Plot Close Price Sub Sektor Properti dan Real Estate*

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa harga saham perusahaan BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA memiliki fluktuasi yang tidak jauh berbeda. Kenaikan harga saham tertinggi terjadi pada awal tahun 2013 untuk semua perusahaan. Namun pada akhir 2013 dan 2015 terjadi penurunan pada kelima harga saham perusahaan tersebut. Hal ini disebabkan oleh adanya kenaikan suku bunga pada bulan Juni 2013 yang mencapai 7,5% serta adanya kebijakan Bank Indonesia mengenai

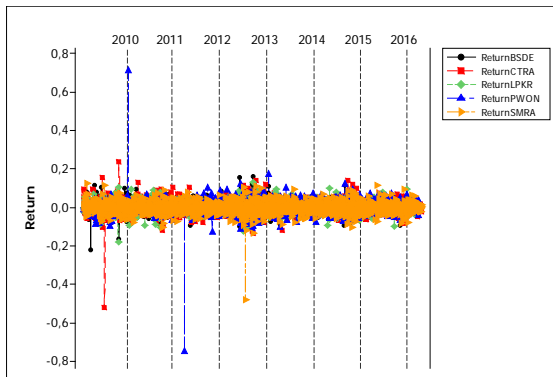
Loan To Value (LTV) II pada September 2013 dan LTV III pada Juni 2015 untuk kredit sektor properti. BSDE memiliki rata-rata harga saham *close* sebesar Rp1399,1 dengan harga terendah Rp529,1 yang terjadi pada tanggal 25 Mei 2010 dan harga saham tertingginya yaitu sebesar Rp2330 yang terjadi pada tanggal 11 Agustus 2016. CTRA memiliki rata-rata harga saham *close* sebesar Rp937,41 dengan harga terendah Rp290 yang terjadi pada tanggal 22 Februari 2011 dan harga saham tertingginya yaitu sebesar Rp1705 yang terjadi pada tanggal 19 Agustus 2016. LPKR memiliki rata-rata harga saham *close* sebesar Rp915,16 dengan harga terendah Rp380,27 yang terjadi pada tanggal 2 Juni 2010 dan harga saham tertingginya yaitu sebesar Rp1840 yang terjadi pada tanggal 31 Mei 2013. PWON memiliki rata-rata harga saham *close* sebesar Rp524,82 dengan harga terendah Rp173 yang terjadi pada tanggal 4 Juni 2012 dan harga saham tertingginya yaitu sebesar Rp1031,32 yang terjadi pada tanggal 7 Juni 2011. Sedangkan SMRA memiliki rata-rata harga saham *close* sebesar Rp1337 dengan harga terendah Rp570 yang terjadi pada tanggal 4 Januari 2010 dan harga saham tertingginya yaitu sebesar Rp2975 yang terjadi pada tanggal 13 Mei 2013. Keragaman data terbesar ada pada perusahaan BSDE karena memiliki nilai varians terbesar. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 4.1 sebagai berikut.

Tabel 4.1 Karakteristik *Close Price* Saham Properti dan *Real Estate*

<i>Variable</i>	<i>Mean</i>	<i>Variance</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
BSDE	1399,1	201239,8	529,1	2330
CTRA	937,41	144452,08	290	1705
LPKR	915,16	68907,59	380,27	1840
PWON	524,82	46248,07	173	1031,32
SMRA	1337	170994,4	570	2975

Selanjutnya berdasarkan data saham *close* tersebut, akan dihitung nilai *return* masing-masing saham kemudian digambarkan pada Gambar 4.2.

Pada Gambar 4.2 dapat diketahui bahwa nilai *return* saham perusahaan BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA berada di sekitar angka nol. Hal ini menunjukkan bahwa nilai *return* saham kelima perusahaan tersebut telah memenuhi asumsi stasioneritas dalam *mean* serta pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa nilai *return* pada saham memiliki volatilitas yang heterogen. Volatilitas ini menyebabkan adanya kasus heteroskedastisitas pada data *return* saham.



Gambar 4.2 Time Series Plot Return Saham

Perhitungan statistika deskriptif dari *return* saham kelima perusahaan tersebut disajikan pada Tabel 4.2 sebagai berikut.

Tabel 4.2 Karakteristik *Return* Saham Properti dan *Real Estate*

<i>Variable</i>	<i>Mean</i>	<i>Var</i>	Koefisien Varians	<i>Min</i>	<i>Max</i>	<i>Skew</i>	<i>Kurt</i>
BSDE	0,0009	0,0008	3205,029	-0,217	0,160	0	5,25
CTRA	0,0011	0,0011	2993,597	-0,518	0,240	-1,66	36,09
LPKR	0,0005	0,0006	4652,519	-0,176	0,134	-0,02	4,66
PWON	0,0006	0,0013	5975,833	-0,746	0,711	-0,67	193,42
SMRA	0,0010	0,0009	3114,053	-0,478	0,127	-2,04	34,66

Berdasarkan Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa rata-rata terkecil dari *return* kelima saham adalah LPKR dan terbesar ada pada CTRA. Tingkat *return* atau keuntungan saham yang lebih stabil ada pada CTRA karena memiliki nilai koefisien varians yang

terkecil. Nilai *skewness* menunjukkan bahwa data return tidak berdistribusi secara simetris, nilai *skewness* positif memberi gambaran bahwa amatan cenderung ke kanan atau nilai *mean* lebih besar dari modus. Sedangkan nilai *skewness* negatif memberi gambaran bahwa amatan cenderung ke kiri atau nilai modus lebih besar dari *mean*. Berdasarkan nilai kurtosis, kelima saham perusahaan tersebut tidak mengikuti distribusi normal karena nilainya tidak sama dengan tiga.

Bursa Efek Indonesia (BEI) memiliki lima hari transaksi saham dalam satu minggu, yaitu mulai hari Senin hingga Jumat. Karakteristik *return* saham harian dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Karakteristik *Return* Saham Harian

<i>Variable</i>	Ukuran	Senin	Selasa	Rabu	Kamis	Jumat
BSDE	<i>Mean</i>	-0,005292	0,002336	0,004526	0,001721	0,00090
	<i>Variance</i>	0,000716	0,000664	0,00067	0,000732	0,00057
CTRA	<i>Mean</i>	-0,003135	0,001962	0,003689	0,001988	-0,00026
	<i>Variance</i>	0,00083	0,001562	0,000864	0,000857	0,00065
LPKR	<i>Mean</i>	-0,000882	0,000159	0,002393	0,000563	-0,00014
	<i>Variance</i>	0,000614	0,000467	0,00063	0,000565	0,00040
PWON	<i>Mean</i>	-0,00107	-0,000056	0,005075	0,001260	0,00103
	<i>Variance</i>	0,001917	0,001828	0,000579	0,000694	0,00192
SMRA	<i>Mean</i>	-0,003011	0,000301	0,004472	0,001573	0,00058
	<i>Variance</i>	0,000724	0,000734	0,000705	0,001365	0,00063

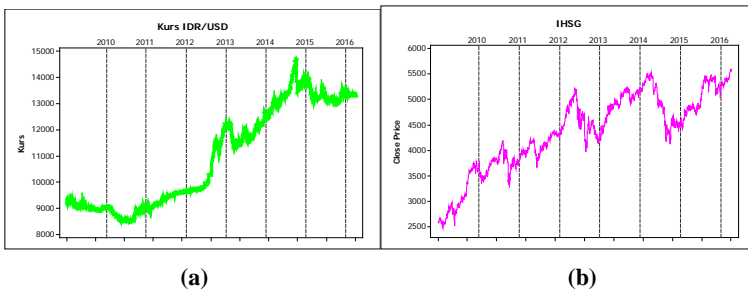
Berdasarkan Tabel 4.3. *return* saham perusahaan BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA memiliki karakteristik yang sama pada hari Senin karena sama-sama memiliki nilai rata-rata *return* yang negatif. Hal ini menunjukkan bahwa kelima perusahaan cenderung mengalami kerugian pada hari Senin. Nilai *return* yang negatif pada hari Senin merupakan fenomena *Monday Effect*. Hari Senin merupakan awal dari hari perdagangan setelah hari libur akhir pekan (*non trading day*), dengan adanya hari libur tersebut menimbulkan kurang bergairahnya pasar modal dan *mood* investor dalam menanamkan modalnya, sehingga kinerja bursa akan rendah. Pada umumnya *return* tertinggi diperoleh pada hari-hari menjelang libur (hari Jumat) hal ini

disebabkan oleh faktor psikologis investor yang mendorong untuk melakukan transaksi (Sularso, Suyono, & Rahmawanto, 2013).

Terlihat bahwa jika seorang investor ingin membeli saham BSDE, sebaiknya membeli pada hari Jumat karena memiliki nilai varians yang paling kecil daripada hari lainnya, sementara saham BSDE pada hari Kamis cenderung mengalami kerugian karena variansnya yang besar. Begitu pula dengan keempat perusahaan lainnya. Berdasarkan Tabel 4.3 saham perusahaan BSDE, CTRA, LPKR, dan SMRA memiliki nilai varians terkecil pada hari Jumat. Sedangkan perusahaan PWON memiliki nilai varians terkecil pada hari Rabu.

4.2 Karakteristik Nilai Tukar IDR/USD dan IHSG

Volatilitas pada *return* kelima perusahaan subsektor properti dan *real estate* cenderung heterogen. Hal ini diduga disebabkan oleh adanya beberapa faktor seperti nilai tukar IDR/USD dan IHSG.



Gambar 4.3 Time Series Plot (a) Kurs IDR/USD dan (b) IHSG

Berdasarkan Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa pola pergerakan kurs IDR/USD dari hari ke hari cenderung mengalami peningkatan, namun pada tanggal 1 Agustus 2011 terjadi penurunan yang paling rendah dengan nilai Rp8460. Penurunan kurs IDR/USD ini menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah semakin menguat. Setelah mengalami penurunan tersebut, kurs IDR/USD selalu mengalami kenaikan. Kenaikan tertinggi terjadi pada

tanggal 28 September 2015 dengan nilai Rp14697,5. Fenomena ini bersamaan dengan kenaikan suku bunga oleh bank sentral Amerika Serikat, yaitu The Fed yang mana suku bunga Bank Indonesia juga ikut meningkat menjadi 7,5% yang berdampak melemahnya Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Nilai IHSG pada pertengahan 2015 mengalami penurunan pada tanggal yang sama yaitu 28 September 2015. Penurunan IHSG berimbas pada menurunnya nilai saham. Sehingga terjadinya laju pergerakan nilai kurs IDR/USD dapat mempengaruhi kenaikan dan penurunan harga saham suatu perusahaan.

4.3 Pemodelan *Return* Saham dengan ARMA-GARCH

Perhitungan VaR dan CVaR dilakukan dengan dua metode, yaitu pendekatan ARMA untuk mengestimasi parameter *mean* dan GARCH untuk mengestimasi parameter varians. Model ARMA-GARCH digunakan pada setiap *window* yang didasarkan pada keseluruhan data *return*.

4.3.1 Pemodelan *Return* Saham dengan ARMA

Pemodelan *return* saham dengan pendekatan ARMA terdiri dari pengujian syarat stasioneritas, mengidentifikasi model ARMA, mengestimasi parameter model, melakukan uji signifikansi parameter, *diagnostic checking*, dan memilih model terbaik menggunakan kriteria AIC.

1. Pengujian Syarat Stasioneritas

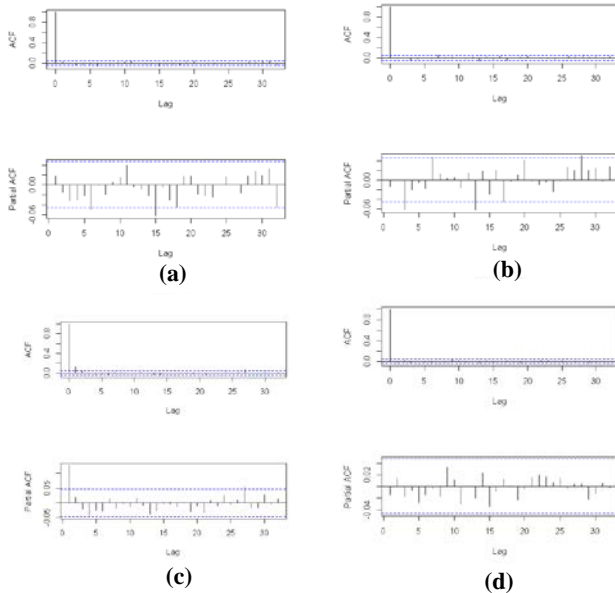
Pada dasarnya, *return* merupakan data yang memiliki nilai di sekitar nol sehingga data telah bersifat stasioner dalam *mean*. Untuk membuktikan kebenarannya, maka dilakukan pengujian stasioneritas dalam *mean* menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller*. Berdasarkan Tabel 4.4 didapatkan bahwa nilai $|T|$ kelima saham lebih besar daripada T_{tabel} *Dickey Fuller* yaitu sebesar 1,28. Didukung dengan nilai P-Value $< \alpha = 0,05$. Hal ini berarti bahwa data *return* kelima perusahaan telah stasioner dalam *mean*.

Tabel 4.4 Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller*

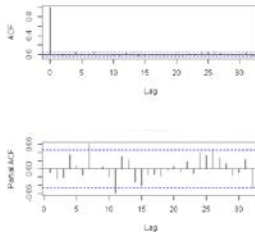
Saham	T	P-Value
BSDE	-11,817	0,01
CTRA	-12,253	0,01
LPKR	-12,485	0,01
PWON	-12,148	0,01
SMRA	-11,454	0,01

2. Identifikasi Model ARMA

Identifikasi awal model ARMA dilakukan menggunakan plot ACF dan PACF dari data *return* tanpa melibatkan *window*.



Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF dari *Return* Saham (a)BSDE, (b)CTRA, (c)LPKR, (d)PWON, dan (e)SMRA



(e)

Gambar 4.4Lanjutan

Gambar 4.4 merupakan plot ACF dan PACF dari kelima *return* saham. Terlihat bahwa plot ACF pada BSDE *lag* yang signifikan ialah *lag* ke-1 dan plot PACFnya adalah *lag* ke-15. Sehingga identifikasi model awal untuk BSDE adalah ARMA ([15],1). Pada plot ACF di perusahaan CTRA, *lag* yang signifikan ialah *lag* ke-1 dan pada plot PACFnya adalah *lag* ke-3,7,13, dan 27. Sehingga identifikasi model awal untuk CTRA adalah ARMA ([3] [7][13][27],1). Pada perusahaan LPKR, *lag* yang signifikan di plot ACF ialah *lag* ke-1 dan PACF *lag* ke-1 dan 27. Sehingga identifikasi model awal untuk LPKR adalah ARMA ([1][27],1). Terlihat pada perusahaan PWON *lag* yang signifikan di plot ACF ialah *lag* ke-1 dan tidak ada *lag* yang signifikan pada plot PACF. Sehingga identifikasi model awal untuk PWON adalah ARMA (0,1). Sedangkan pada perusahaan SMRA, *lag* yang signifikan pada plot ACF ialah *lag* ke-1 dan pada plot PACF *lag* ke-7, 11, dan 26. Sehingga identifikasi model awal untuk SMRA adalah ARMA([7][11][26],1).

Model ARMA yang didapatkan dari plot ACF dan PACF merupakan model yang sangat rumit dan diduga tidak berlaku di semua *window*. Dalam penelitian ini akan ditetapkan model ARMA yang didasarkan pada prinsip *parcimony*, yaitu suatu prinsip yang menyatakan bahwa semakin sederhana sebuah model, semakin baik pula model tersebut sehingga model berlaku dan dapat digunakan di setiap *window*. Terdapat tiga model

dugaan yang ditetapkan yaitu ARMA (1,1) ; ARMA (1,0) ; dan ARMA (0,1).

3. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARMA

Hasil estimasi dan uji signifikansi parameter dapat dilihat pada Tabel 4.5 sebagai berikut :

Tabel 4.5 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARMA

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
BSDE	ARMA (1,1)	μ	0,0436	334,48	0,000
		ϕ_1	-0,13369	-354,04	0,000
		θ_1	0,75885	344,19	0,000
	ARMA (1,0)	μ	-0,00314	-23,431	0,000
		ϕ_1	1	1902623	0,000
		θ_1			
ARMA (0,1)	μ	-0,00557	-10,936	0,000	
	ϕ_1	0,06807	17,454	0,000	
	θ_1				
CTRA	ARMA (1,1)	μ	0,04035	1770,3	0,000
		ϕ_1	1	2454,7	0,000
		θ_1	-0,00015	-2305,4	0,000
	ARMA (1,0)	μ	0,02291	506,45	0,000
		ϕ_1	0,29195	3093,22	0,000
		θ_1			
	ARMA (0,1)	μ	0,0229	228230	0,000
		ϕ_1	0,20442	0,21928	0,826
		θ_1			
LPKR	ARMA (1,1)	μ	0,00052	0,78452	0,433
		ϕ_1	0,22117	150,468	0,132
		θ_1	-0,09668	-0,64735	0,517
	ARMA (1,0)	μ	0,00052	0,79568	0,426
		ϕ_1	0,12575	533,413	0,000
		θ_1			
	ARMA (0,1)	μ	0,00052	0,81402	0,416
		ϕ_1	0,11925	522,992	0,000
		θ_1			
PWON	ARMA (1,1)	μ	-0,00017	-35523	0,000
		ϕ_1	-0,10743	-35289	0,000
		θ_1	0,11986	35261	0,000
	ARMA (1,0)	μ	0,0006	253	0,000
		ϕ_1	0,00323	-253	0,000
		θ_1			
	ARMA (0,1)	μ	0,00051	252,97	0,000
		ϕ_1	-0,00251	252,97	0,000
		θ_1			
SMRA	ARMA (1,1)	μ	0,01684	824,41	0,000
		ϕ_1	1	7857,53	0,000
		θ_1	-0,98919	-828,7	0,000
	ARMA (1,0)	μ	0,00946	172,8	0,000
		ϕ_1	0,06576	996,77	0,000
		θ_1			
	ARMA (0,1)	μ	0,00946	15468842	0,000
		ϕ_1	0,05278	14162	0,000
		θ_1			

Berdasarkan Tabel 4.5 diperoleh nilai estimasi parameter menggunakan statistik uji $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96. Terlihat bahwa hampir semua model memiliki nilai $|t_{hitung}|$ yang signifikan dan nilai P-Value = 0 yang kurang dari $\alpha = 5\%$.

4. *Diagnostic Checking Model ARMA*

Setelah dilakukan pengujian signifikansi parameter terhadap model yang diduga, langkah selanjutnya adalah pemeriksaan model yang terpilih. Pemeriksaan model yang terpilih merupakan langkah untuk pemeriksaan asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

Tabel 4.6 *Diagnostic Checking Model ARMA*

Saham	Model	lag	P-Value	Saham	Model	lag	P-Value
BSDE	ARMA (1,1)	1	0,000	LPKR	ARMA (1,1)	1	0,9773
		5	0,000			5	0,9869
		9	0,000			9	0,6347
	ARMA (1,0)	1	0,000		ARMA (1,0)	1	0,925
		2	0,000			2	0,9883
		5	0,000			5	0,668
	ARMA (0,1)	1	0,036		ARMA (0,1)	1	0,8577
		2	0,002			2	0,6938
		5	0,042			5	0,3577
CTRA	ARMA (1,1)	1	0,000	PWON	ARMA (1,1)	1	0,2594
		5	0,000			5	0,8637
		9	0,000			9	0,8076
	ARMA (1,0)	1	0,000		ARMA (1,0)	1	0,4639
		2	0,000			2	0,8848
		5	0,000			5	0,8466
	ARMA (0,1)	1	0,000		ARMA (0,1)	1	0,9884
		2	0,000			2	0,9897
		5	0,000			5	0,6968
SMRA	ARMA (1,1)	1	0,263	SMRA	ARMA (0,1)	1	0,01
		5	0,26			2	0,000
		9	0,348			5	0,004
	ARMA (1,0)	1	0,027		ARMA (1,0)	1	0,027
		2	0,000			2	0,000
		5	0,000			5	0,000

Berdasarkan Tabel 4.6 dapat diketahui bahwa tidak semua *lag* memiliki nilai P-Value $> \alpha$. Hal ini menunjukkan bahwa tidak semua residual pada model dugaan ARMA bersifat *white noise*.

Selanjutnya akan dilakukan pemeriksaan kenormalan pada model yang diduga. Pengujian kenormalan dengan menggunakan uji *kolmogorov smirnov* adalah sebagai berikut.

Tabel 4.7 Uji Asumsi Normal Residual Model ARMA

Saham	Model	P-Value	Saham	Model	P-Value
BSDE	ARMA (1,1)	< 0,010	PWON	ARMA (1,1)	< 0,010
	ARMA (1,0)	< 0,010		ARMA (1,0)	< 0,010
	ARMA (0,1)	< 0,010		ARMA (0,1)	< 0,010
CTRA	ARMA (1,1)	< 0,010	SMRA	ARMA (1,1)	< 0,010
	ARMA (1,0)	< 0,010		ARMA (1,0)	< 0,010
	ARMA (0,1)	< 0,010		ARMA (0,1)	< 0,010
LPKR	ARMA (1,1)	< 0,010			
	ARMA (1,0)	< 0,010			
	ARMA (0,1)	< 0,010			

Pada Tabel 4.7 dapat diketahui bahwa semua nilai P-Value pada setiap model memiliki nilai $< \alpha$ yang berarti bahwa residual model ARMA tidak berdistribusi normal.

5. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model ARMA terbaik menggunakan kriteria *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang ditunjukkan pada Tabel 4.8 yang menunjukkan bahwa model terbaik untuk BSDE, CTRA, dan LPKR adalah ARMA(1,0). Sedangkan model terbaik untuk PWON dan SMRA adalah ARMA(0,1).

Tabel 4.8 Kriteria AIC Model ARMA

Saham	ARMA (1,1)	ARMA (1,0)	ARMA (0,1)
BSDE	72,782	69,878	72,840
CTRA	71,995	72,841	72,841
LPKR	-4,6332	-4,6341	-4,6333
PWON	-4,0089	-4,0096	-4,0098
SMRA	72,781	72,840	72,840

4.3.2 Pemodelan *Return* Saham dengan ARMA GARCH

Metode GARCH digunakan untuk mengakomodasi adanya ketidakidentikan dalam varian residual yang ditunjukkan dengan

adanya efek ARCH/GARCH pada residual model ARMA. Untuk mengetahuinya, dilakukan pengujian *Lagrange Multiplier* (LM). Berdasarkan Tabel 4.9 dapat diketahui bahwa pada uji LM didapatkan bahwa hanya pada perusahaan BSDE yang memiliki nilai statistik uji LM yang lebih besar dari nilai $\chi^2_{0,05(k)}$ yang menunjukkan bahwa residual model ARMA untuk perusahaan tersebut memiliki varians residual yang heteroskedastisitas yang berarti terdapat efek ARCH/GARCH. Sedangkan untuk keempat perusahaan lainnya memiliki nilai statistik uji LM yang lebih kecil dari nilai $\chi^2_{0,05(k)}$, sehingga pada keempat perusahaan tersebut tidak memiliki kasus heteroskedastisitas atau tidak terdapat efek ARCH/GARCH.

Tabel 4.9 Uji *Lagrange Multiplier* Residual Model ARMA

k	BSDE ARMA (1,0)	CTRA ARMA (1,0)	LPKR ARMA (1,0)	PWON ARMA (0,1)	SMRA ARMA (0,1)	$\chi^2_{0,05(k)}$
1	10,2711	1,0585	2,5533	0,0042	2,6349	3,841
2	10,3154	1,3763	3,0697	0,0044	3,6501	5,991
3	12,0299	1,4432	16,2871	0,0136	5,0769	7,815
4	12,0955	1,4915	38,2207	0,0322	5,6263	9,488
5	12,2853	1,4914	38,9590	0,0404	5,9819	11,07
6	12,9552	1,5601	39,4730	0,0541	5,9855	12,592
7	24,0319	3,0791	46,9646	0,0656	12,5774	14,067
8	24,0497	3,0771	53,3411	0,0789	12,6092	15,507
9	24,0952	3,0819	53,4744	0,0865	12,6041	16,919
10	25,7130	3,1075	54,4959	0,0955	13,2461	18,307

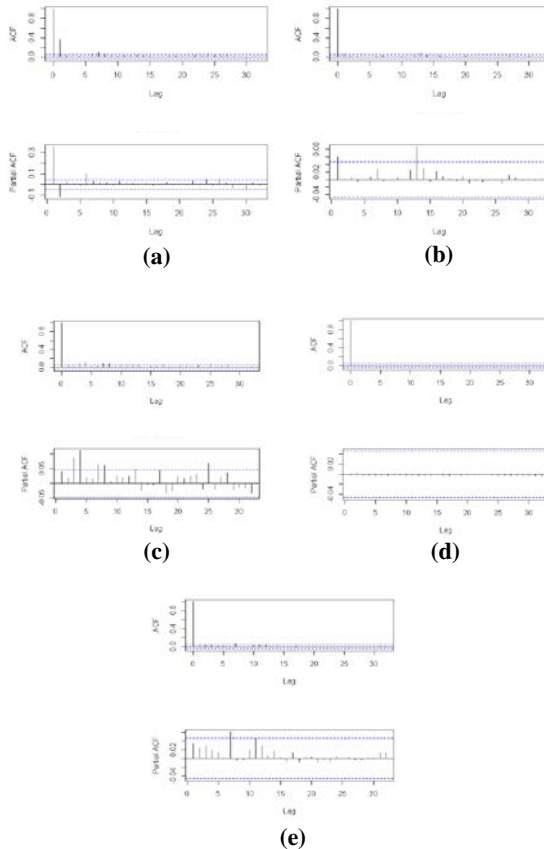
Meskipun demikian, langkah selanjutnya akan tetap dilakukan analisis GARCH pada kelima perusahaan untuk memodelkan VaR dan CVaR.

1. Identifikasi Model ARMA GARCH

Identifikasi awal model GARCH dilakukan menggunakan plot ACF dan PACF dari data residual kuadrat model ARMA.

Berdasarkan Gambar 4.5 dapat diketahui bahwa pada plot ACF kelima perusahaan terdapat *lag* yang signifikan yaitu lag ke-

1. Sedangkan pada BSDE, *lag* yang signifikan di plot PACF ialah *lag* ke-1. Pada CTRA, *lag* yang signifikan di plot PACF ialah *lag* ke-1 dan 13. Pada LPKR, *lag* yang signifikan di plot PACF ialah *lag* ke-4,7,8, dan 25. Pada PWON tidak ada *lag* yang signifikan di plot PACF. Sedangkan pada SMRA, *lag* yang signifikan di plot PACF ialah *lag* ke-7.



Gambar 4.5 Plot ACF dan PACF dari Residual Kuadrat Model ARMA
(a)BSDE, (b)CTRA, (c)LPKR, (d)PWON, dan (e)SMRA

Identifikasi model awal *return* saham perusahaan BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA menggunakan tiga model *parcimony* yang ditetapkan yaitu adalah GARCH (1,1), GARCH (1,0), dan GARCH (0,1).

2. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter ARMA GARCH

Pengujian parameter GARCH dilakukan dengan menyertakan model ARMA karena dalam pemodelan serentak dimungkinkan terjadinya perubahan model maupun estimator.

a) BSDE

Berikut ini merupakan estimasi parameter model ARMA – GARCH pada perusahaan BSDE.

Tabel 4.10 Estimasi Parameter Model ARMA GARCH BSDE

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value	
BSDE	ARMA (1,0)	μ	0,001896	303,011	0,002	
		ϕ_1	0,014849	0,55258	0,580	
		ω	0,000002	133,167	0,182	
	GARCH (1,1)	ϕ_1	0,1	665,34	0,000	
		β_1	0,9	31113	0,000	
		ARMA (1,0)	μ	0,082218	1553,87	0,000
	GARCH (1,0)	ϕ_1	-0,785602	-10156,58	0,000	
		ω	0,000001	20,599	0,039	
		ϕ_1	1	4725,15	0,000	
	GARCH (0,1)	ARMA (1,0)	μ	0,000857	12,981	0,194
		ϕ_1	0,017282	0,7264	0,460	
		ω	0,000002	64,082	0,467	
β_1		0,996545	11966	0,000		

Berdasarkan Tabel 4.10 dapat diketahui bahwa keseluruhan model awal ARMA GARCH pada perusahaan BSDE memiliki parameter yang signifikan pada model ARMA (1,0) GARCH (1,0) karena nilai $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96. Namun, tetap dilakukan pemodelan kembali. Hasil estimasi model saham

BSDE ada pada Tabel 4.11. Dapat diketahui bahwa parameter model sudah signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih dari $|t_{tabel}|$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga model yang sesuai pada perusahaan BSDE ialah GARCH (2,0) dengan model *return* saham sebagai berikut.

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0,000577 + 0,186021a_{t-1}^2 + 0,071499a_{t-2}^2$$

Tabel 4.11 Pemodelan Kembali *Return* BSDE dengan ARMA GARCH

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value
BSDE	GARCH (2,0)	ω	0,000577	18,14	0,000
		φ_1	0,186021	4,816	0,000
		φ_2	0,071499	2,209	0,027

b) CTRA

Estimasi parameter model ARMA GARCH pada perusahaan CTRA ada pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Estimasi Parameter Model ARMA GARCH CTRA

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value	
CTRA	ARMA (1,0)	μ	0,001373	2,0576	0,039	
		ϕ_1	0,027414	-1,0269	0,304	
		GARCH (1,1)	ω	0,000017	2,3154	0,020
			φ_1	0,1000	6,0809	0,000
			β_1	0,898317	57,7442	0,000
		ARMA (1,0)	μ	0,100707	96,4987	0,000
	ϕ_1		-0,57070	-37,2950	0,000	
	GARCH (1,0)		ω	0,000001	0,15473	0,877
			φ_1	1	35,7242	0,000
			ARMA (1,0)	μ	0,001101	1,51509
	θ_1			-0,014173	-0,59488	0,551
	GARCH (0,1)	ω		0,000003	69,1512	0,000
β_1		0,996390	8452,4	0,000		

Berdasarkan Tabel 4.12 dapat diketahui bahwa keseluruhan model awal ARMA – GARCH pada perusahaan CTRA memiliki beberapa parameter yang tidak signifikan karena nilai $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ pada tingkat

signifikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96. Parameter yang tidak signifikan pada setiap model didominasi pada parameter model ARMA. Sehingga dalam hal ini, dilakukan pemodelan kembali sampai diperoleh model yang signifikan. Hasil estimasi model saham CTRA ditunjukkan pada Tabel 4.13 sebagai berikut.

Tabel 4.13 Pemodelan Kembali *Return* CTRA dengan ARMA GARCH

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value
CTRA	GARCH (2,0)	ω	0,000746	19,023	0,000
		ϕ_1	0,044092	2,15	0,046
		ϕ_2	0,34995	7,753	0,000

Pada Tabel 4.13 dapat diketahui bahwa parameter model sudah signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih dari $|t_{tabel}|$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga model yang sesuai pada perusahaan CTRA ialah GARCH (2,0) dengan model *return* saham sebagai berikut.

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0,000746 + 0,044092a_{t-1}^2 + 0,34995a_{t-2}^2$$

c) LPKR

Berikut ini merupakan estimasi parameter model ARMA GARCH pada perusahaan LPKR. Berdasarkan Tabel 4.14 dapat diketahui bahwa terdapat model dugaan awal ARMA–GARCH pada perusahaan LPKR yang memiliki parameter yang signifikan. Namun, tetap dilakukan pemodelan kembali pada perusahaan ini.

Tabel 4.14 Estimasi Parameter Model ARMA GARCH LPKR

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value
LPKR	ARMA (1,0)	μ	0,0013	2,0099	0,044
		ϕ_1	0,1154	4,2322	0,000
		ω	0,000	1,4132	0,157
	GARCH (1,1)	ϕ_1	0,1	6,762	0,000
		β_1	0,9	74,3338	0,000
		ARMA (1,0)	μ	0,0516	4448,71
GARCH (1,0)	ϕ_1	-0,4996	-5766,53	0,000	
	ω	0,000	4,6725	0,000	
	ϕ_1	1	5485,25	0,000	

Tabel 4.14 Lanjutan

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value
LPKR	ARMA	μ	0,0005	0,8212	0,411
	(1,0)	ϕ_1	0,1258	5,3592	0,000
	GARCH	ω	0,000	5,0984	0,000
	(0,1)	β_1	0,9966	14323	0,000

Hasil estimasi model saham LPKR ada pada Tabel 4.15 yang menunjukkan bahwa parameter model sudah signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih dari $|t_{tabel}|$ yaitu sebesar 1,96.

Tabel 4.15 Pemodelan Kembali *Return* LPKR dengan ARMA GARCH

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value
LPKR	GARCH	ω	0,000008	73,177	0,000
		ϕ_1	0,509516	32,971	0,000
		ϕ_2	0,490484	33,607	0,000

Pada Tabel 4.15 dapat diketahui. Sehingga model yang sesuai pada perusahaan LPKR ialah GARCH (2,0) dengan model *return* saham sebagai berikut.

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0,000008 + 0,509516a_{t-1}^2 + 0,490484a_{t-2}^2$$

d) PWON

Berikut ini merupakan estimasi parameter model ARMA GARCH pada perusahaan PWON.

Tabel 4.16 Estimasi Parameter Model ARMA GARCH PWON

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value	
PWON	ARMA	μ	0,001198	3625,9044	0,000	
		(0,1)	θ_1	-0,06075	-3941,569	0,000
	GARCH	ω	0,000002	8,6447	0,000	
		(1,1)	ϕ_1	0,058707	3910,9878	0,000
			β_1	0,9	3719,7258	0,000
		ARMA	μ	0,000927	30154	0,047
	(0,1)	θ_1	0,611422	68207	0,000	
	GARCH	ω	0,000117	77794	0,000	
	(1,0)	ϕ_1	1	67026	0,000	

Tabel 4.16 Lanjutan

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value
PWON	ARMA (0,1)	μ	0,00049	1683,04	0,000
		θ_1	-0,00242	-1676,78	0,000
	GARCH (0,1)	ω	0,000004	213,61	0,000
		β_1	0,98631	1248,05	0,000

Berdasarkan Tabel 4.16 dapat diketahui bahwa keseluruhan model awal ARMA GARCH pada perusahaan PWON memiliki nilai parameter yang signifikan karena nilai $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ lebih besar pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96.

e) SMRA

Berikut ini merupakan estimasi parameter model ARMA GARCH pada perusahaan SMRA.

Tabel 4.17 Estimasi Parameter Model ARMA GARCH SMRA

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value
SMRA	ARMA (0,1)	μ	0,002046	3,20368	0,001
		θ_1	0,025683	0,95751	0,338
	GARCH (1,1)	ω	0,000003	1,14133	0,253
		φ_1	0,1	8,39882	0,000
		β_1	0,9	92,134	0,000
	ARMA (0,1)	μ	0,083276	46,8274	0,000
		θ_1	-0,20658	-16,1854	0,000
	GARCH (1,0)	ω	0,000	0,6356	1
		φ_1	1	36,242	0,000
	ARMA (0,1)	μ	0,000987	1,37373	0,169
θ_1		-0,00984	-0,40383	0,686	
GARCH (0,1)	ω	0,000003	99,72664	0,000	
	β_1	0,997057	21299,7	0,000	

Berdasarkan Tabel 4.17 dapat diketahui bahwa keseluruhan model awal ARMA GARCH pada perusahaan SMRA memiliki beberapa parameter yang tidak signifikan karena nilai $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ lebih kecil pada tingkat signi-

fikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga dalam hal ini dilakukan pemodelan kembali sampai diperoleh model yang signifikan. Hasil estimasi model saham SMRA ada pada Tabel 4.18. Dapat diketahui bahwa parameter model sudah signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih dari $|t_{tabel}|$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga model yang sesuai pada perusahaan SMRA ialah GARCH (2,0) dengan model *return* saham sebagai berikut.

Tabel 4.18 Pemodelan Kembali *Return* SMRA dengan ARMA GARCH

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hit	P-Value
SMRA	GARCH (2,0)	ω	0,000552	18,432	0,000
		φ_1	0,086251	3,067	0,002
		φ_2	0,358440	8,773	0,000

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0,000552 + 0,086251a_{t-1}^2 + 0,35844a_{t-2}^2$$

3. Diagnostic Checking ARMA GARCH

Setelah dilakukan pengujian signifikansi parameter terhadap model yang diduga. Langkah selanjutnya adalah pemeriksaan model yang terpilih. Pemeriksaan model yang terpilih merupakan langkah untuk pemeriksaan asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

Tabel 4.19 Diagnostic Checking Model ARMA GARCH

Saham	Model	lag	P-Value
BSDE	GARCH (2,0)	1	0,193
		2	0,315
		5	0,499
CTRA	GARCH (2,0)	1	0,719
		2	0,824
		5	0,381
LPKR	GARCH (2,0)	1	0,202
		2	0,255
		5	0,457
PWON	ARMA (0,1)	1	0,295
	GARCH (1,1)	2	0,291
		5	0,604

Tabel 4.19 Lanjutan

Saham	Model	lag	P-Value
PWON	ARMA (0,1) GARCH (1,0)	1	0,000
		2	0,000
		5	0,000
	ARMA (0,1) GARCH (0,1)	1	0,574
		2	0,985
		5	0,934
SMRA	GARCH (2,0)	1	0,479
		2	0,496
		5	0,444

Berdasarkan Tabel 4.19 dapat diketahui bahwa hampir semua *lag* pada model memiliki nilai P-Value $> \alpha$. Selanjutnya akan dilakukan pemeriksaan kenormalan pada model yang diduga. Pengujian kenormalan dengan menggunakan uji *kolmogorov smirnov* ada pada Tabel 4.20 yang menunjukkan bahwa semua nilai P-Value pada setiap model memiliki nilai $< \alpha$ yang berarti bahwa residual model ARMA GARCH tidak berdistribusi normal.

Tabel 4.20 Uji Asumsi Normal Residual Model ARMA GARCH

Saham	Model	P-Value
BSDE	GARCH (2,0)	$< 0,010$
CTRA	GARCH (2,0)	$< 0,010$
LPKR	GARCH (2,0) ARMA (0,1) GARCH (1,1)	$< 0,010$
		$< 0,010$
		$< 0,010$
PWON	ARMA (0,1) GARCH (1,0) ARMA (0,1) GARCH (0,1)	$< 0,010$
		$< 0,010$
		$< 0,010$
SMRA	GARCH (2,0)	$< 0,010$

4. Pemilihan Model Terbaik ARMA GARCH

Pemilihan model ARMA GARCH terbaik menggunakan kriteria *Akaike's Information Criterion* (AIC) hanya dilakukan pada perusahaan PWON karena pada keempat perusahaan lain. hanya memiliki satu model saja.

Tabel 4.21 Kriteria AIC Model PWON

Saham	Model	AIC
PWON	ARMA (0,1) GARCH (1,1)	-40,662
	ARMA (0,1) GARCH (1,0)	-32,586
	ARMA (0,1) GARCH (0,1)	-38,951

Berdasarkan Tabel 4.21 menunjukkan bahwa model terbaik untuk PWON adalah ARMA (0,1) GARCH (1,1) dengan model *return* saham PWON sebagai berikut.

$$\text{ARMA (0,1)} : \hat{R}_t^2 = 0,001198 - 0,06075\hat{R}_{t-1}^2 + a_t, \quad a_t \sim (0, \sigma_t^2)$$

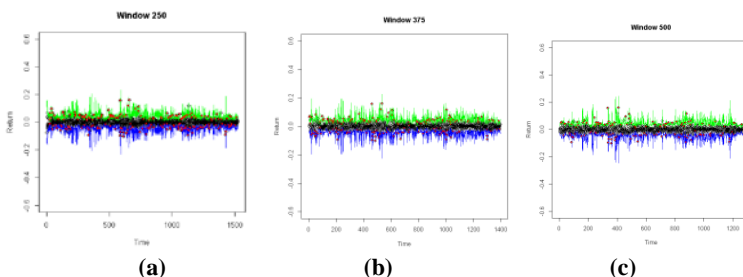
$$\text{GARCH (1,1)} : \hat{\sigma}_t^2 = 0,000002 + 0,0587a_{t-1}^2 + 0,9a_{t-2}^2$$

4.3.3 Perhitungan *Value at Risk* dengan Pendekatan ARMA GARCH

Estimasi risiko *return* saham perusahaan BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA menggunakan pendekatan ARMA GARCH. Perhitungan VaR dilakukan pada setiap *window* dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi serta digunakan kuantil sebesar 5%.

a) BSDE

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR *return* saham perusahaan BSDE dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCH (2,0).



Gambar 4.6 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) BSDE (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

Berdasarkan Gambar 4.6, perhitungan risiko saham perusahaan BSDE ditunjukkan dengan warna biru yang berada di bawah angka nol. Sedangkan perhitungan *profit* ditunjukkan dengan warna hijau yang berada di atas angka nol. Estimasi nilai risiko dan *profit* pada BSDE pada *window* 250, 375, dan 500 dengan kuantil sebesar 5% dapat dilihat pada Tabel 4.22.

Kerugian maksimum dapat dihitung dengan mengalikan jumlah investasi dengan tingkat risiko, begitu pula dengan tingkat keuntungan yang dapat dihitung dengan perkalian jumlah investasi dengan tingkat *profit*. Berdasarkan Tabel 4.21 dapat diketahui bahwa dengan pendekatan ARMA GARCH, pada *window* 250 hari transaksi dan dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan BSDE, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp41.407.000,- atau peluang investor tersebut mengalami kerugian minimum sebesar Rp41.407.000,- adalah 5%.

Tabel 4.22 Estimasi Risiko dan *Profit* BSDE dengan VaR pendekatan ARMA GARCH

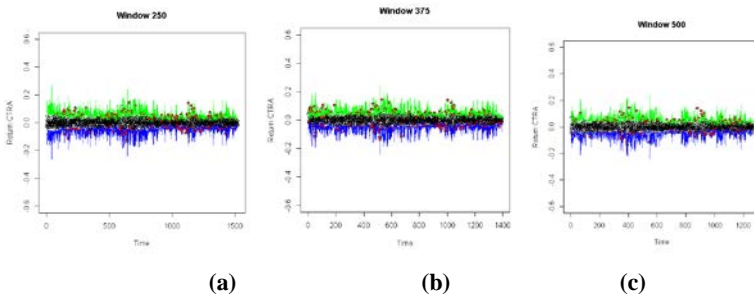
<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0414070	0,0414070
	<i>Variance</i>	0,0009652	0,0009652
375	<i>Mean</i>	-0,0396861	0,0396861
	<i>Variance</i>	0,0010738	0,0010738
500	<i>Mean</i>	-0,0358171	0,0358171
	<i>Variance</i>	0,0010942	0,0010942

Begitu pula dengan tingkat keuntungan yang berbanding lurus dengan tingkat risiko, yaitu terdapat kemungkinan sebesar 95% bahwa investor tersebut akan mendapatkan keuntungan sebesar Rp41.407.000,-. Pada *window* 375 hari transaksi dan dengan tingkat keyakinan 95%. jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan BSDE, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp39.686.100,- atau peluang investor tersebut mengalami

kerugian minimum sebesar Rp39.686.100,- adalah 5%. Sedangkan pada *window* 500 hari transaksi dan dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan BSDE, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp35.817.100,- atau peluang investor tersebut mengalami kerugian minimum sebesar Rp35.817.100,- adalah 5%.

b) CTRA

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR *return* saham perusahaan CTRA dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCH (2,0). Berdasarkan Gambar 4.7, perhitungan risiko saham perusahaan CTRA ditunjukkan dengan warna biru yang berada di bawah angka nol. Sedangkan perhitungan *profit* ditunjukkan dengan warna hijau yang berada di atas angka nol.



Gambar 4.7 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) CTRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada CTRA pada *window* 250, 375, dan 500 dengan kuantil sebesar 5% dapat dilihat pada Tabel 4.23. Berdasarkan Tabel 4.23 dapat diketahui bahwa dengan pendekatan ARMA GARCH, pada *window* 250 hari transaksi dan dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan CTRA, maka ia akan mengalami kerugian maksimum

sebesar Rp51.415.900,- atau peluang investor tersebut mengalami kerugian minimum sebesar Rp51.415.900,- adalah 5%. Begitu pula dengan tingkat keuntungan yang berbanding lurus dengan tingkat risiko, yaitu terdapat kemungkinan sebesar 95% bahwa investor tersebut akan mendapatkan keuntungan sebesar Rp51.415.900,-. Pada *window* 375 hari transaksi dan dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan CTRA, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp45.873.300,- atau peluang investor tersebut mengalami kerugian minimum sebesar Rp45.873.300,- adalah 5%. Sedangkan pada *window* 500 hari transaksi dan dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan CTRA, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp43.113.600,- atau peluang investor tersebut mengalami kerugian minimum sebesar Rp43.113.600,- adalah 5%.

Tabel 4.23 Estimasi Risiko dan *Profit* CTRA dengan VaR Pendekatan ARMA GARCH

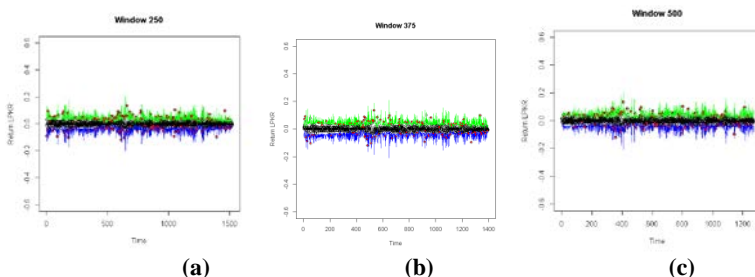
<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0514159	0,0514159
	<i>Variance</i>	0,0013352	0,0013352
375	<i>Mean</i>	-0,0458733	0,0458733
	<i>Variance</i>	0,0012962	0,0012962
500	<i>Mean</i>	-0,0431136	0,0431136
	<i>Variance</i>	0,0014639	0,0014639

c) LPKR

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR *return* saham perusahaan LPKR dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCH (2,0).

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada LPKR pada *window* 250, 375, dan 500 dengan kuantil sebesar 5% dapat dilihat pada Tabel 4.24. Berdasarkan Tabel 4.24 dapat diketahui bahwa

dengan pendekatan ARMA GARCH, pada *window* 250 hari transaksi memberikan keuntungan dan kerugian maksimum yang terbesar daripada *window* 375 dan 500.



Gambar 4.8 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) LPKR (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

Dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan LPKR, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp38.508.500,- atau ia akan mendapat keuntungan sebesar Rp38.508.500,-.

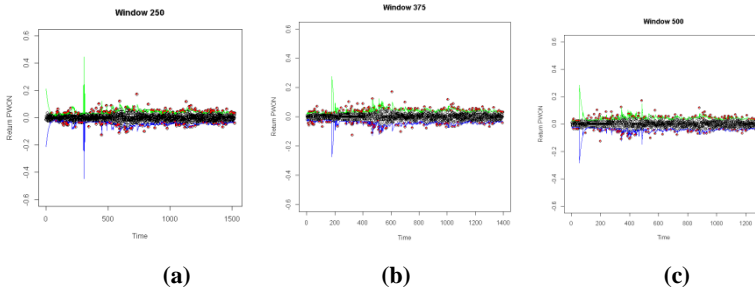
Tabel 4.24 Estimasi Risiko dan *Profit* LPKR dengan VaR Pendekatan ARMA GARCH

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0385085	0,0385085
	<i>Variance</i>	0,0007088	0,0007088
375	<i>Mean</i>	-0,0375080	0,0375080
	<i>Variance</i>	0,0008307	0,0008307
500	<i>Mean</i>	-0,0335645	0,0335645
	<i>Variance</i>	0,0008563	0,0008563

d) PWON

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR *return* saham perusahaan PWON dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model ARMA

(0,1) GARCH (1,1). Hasil estimasi nilai VaR pada perusahaan PWON dapat dilihat pada Tabel 4.25.



Gambar 4.9 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) PWON (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

Berdasarkan Tabel 4.25 dapat diketahui bahwa dengan pendekatan ARMA GARCH, pada *window* 250 hari transaksi memberikan keuntungan dan kerugian maksimum yang terbesar daripada *window* 375 dan 500.

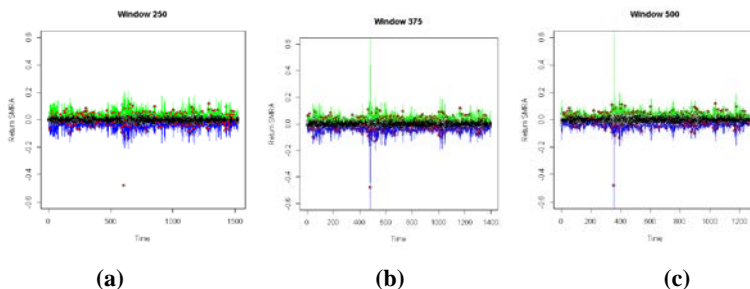
Tabel 4.25 Estimasi Risiko dan *Profit* PWON dengan VaR Pendekatan ARMA GARCH

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0394174	0,0394174
	<i>Variance</i>	0,0007730	0,0007730
375	<i>Mean</i>	-0,0346216	0,0346216
	<i>Variance</i>	0,0006603	0,0006603
500	<i>Mean</i>	-0,0332210	0,0332210
	<i>Variance</i>	0,0008055	0,0008055

Dengan tingkat keyakinan 95%. jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan PWON, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp39.417.400,- atau peluang investor tersebut mengalami kerugian minimum sebesar Rp39.417.400,- adalah 5%. Investor tersebut akan mendapat keuntungan maksimum sebesar Rp39.417.400,-.

e) SMRA

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR *return* saham perusahaan SMRA dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5%.



Gambar 4.10 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) SMRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada SMRA pada *window* 250, 375, dan 500 dengan kuantil sebesar 5% dapat dilihat pada Tabel 4.26 yang menjelaskan bahwa dengan pendekatan ARMA GARCH, pada *window* 500 hari transaksi memberikan keuntungan dan kerugian maksimum yang terkecil daripada *window* 250 dan 375.

Tabel 4.26 Estimasi Risiko dan *Profit* SMRA dengan VaR Pendekatan ARMA GARCH

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0436337	-0,0436337
	<i>Variance</i>	0,0010285	0,0010285
375	<i>Mean</i>	-0,0394851	-0,0394851
	<i>Variance</i>	0,0012138	0,0012138
500	<i>Mean</i>	-0,0345078	-0,0345078
	<i>Variance</i>	0,0010861	0,0010861

Dengan tingkat keyakinan 95%. jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan SMRA, maka ia akan mengalami kerugian maksimum

sebesar Rp34.507.800.- atau ia akan mendapat keuntungan sebesar Rp34.507.800.-.

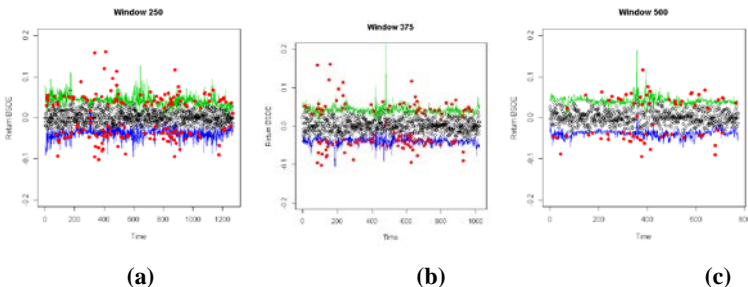
Perhitungan estimasi nilai VaR pada kelima perusahaan dengan kuantil 5%, diperoleh tingkat risiko dan *profit* masing-masing perusahaan yang berbeda. Terlihat bahwa semakin besar jumlah *window* yang digunakan, menghasilkan nilai VaR yang kecil. Pada jumlah *window* secara keseluruhan, saham perusahaan CTRA memiliki nilai VaR yang tertinggi daripada perusahaan yang lainnya. Hal ini berarti bahwa perusahaan CTRA memiliki tingkat kerugian dan keuntungan yang tertinggi.

4.3.4 Perhitungan *Conditional Value at Risk* dengan Pendekatan ARMA GARCH

Nilai CVaR didapatkan setelah nilai VaR dengan pendekatan ARMA GARCH diperoleh. Perhitungan CVaR melibatkan *return* masing-masing perusahaan dan variabel eksogen, yaitu kurs IDR/USD dan IHSG.

a) BSDE

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan BSDE dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCH (2,0).



Gambar 4.11 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) BSDE (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

Berdasarkan Gambar 4.11 dapat dilihat bahwa *window* 500 memberikan nilai CVaR yang paling stabil karena pola pergerakannya lebih stabil daripada *window* 250 dan 375. Estimasi nilai risiko dan *profit* pada BSDE dapat dilihat pada Tabel 4.27.

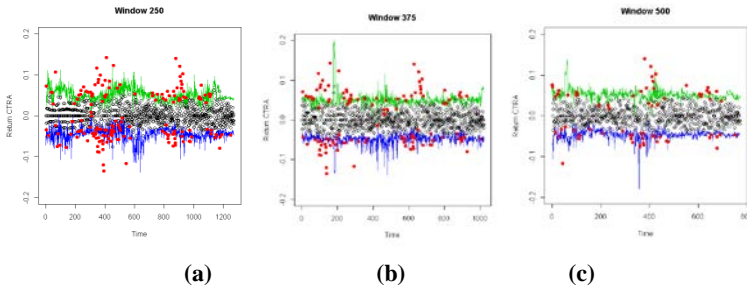
Tabel 4.27 Estimasi Risiko dan *Profit* BSDE dengan CVaR Pendekatan ARMA GARCH

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0385584	0,0421288
	<i>Variance</i>	0,0001507	0,0001761
375	<i>Mean</i>	-0,0395964	0,0415165
	<i>Variance</i>	0,0000968	0,0001063
500	<i>Mean</i>	-0,0386178	0,0413426
	<i>Variance</i>	0,0000710	0,0001022

Menggunakan metode CVaR pada *window* 375 hari transaksi, jika seorang investor menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- di saham BSDE, maka investor tersebut memiliki kemungkinan 95% akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp39.596.400,- atau peluang investor tersebut mengalami kerugian minimum sebesar Rp39.596.400,- adalah 5% dan memiliki kemungkinan sebesar 95% untuk mendapatkan keuntungan sebesar Rp41.516.500,- atau mengalami keuntungan minimum sebesar Rp41.516.500,- adalah 5%.

b) **CTRA**

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan CTRA dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCH (2,0). Berdasarkan Gambar 4.12 dapat dilihat bahwa *window* 500 memberikan nilai CVaR yang paling stabil karena pola pergerakannya lebih stabil daripada *window* 250 dan 375.



Gambar 4.12 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) CTRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada CTRA dapat dilihat pada Tabel 4.28 sebagai berikut.

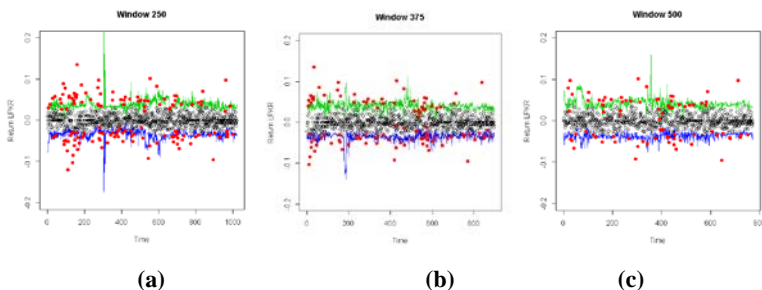
Tabel 4.28 Estimasi Risiko dan *Profit* CTRA dengan CVaR Pendekatan ARMA GARCH

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,044534	0,0511605
	<i>Variance</i>	0,000250	0,0002510
375	<i>Mean</i>	-0,047983	0,0503233
	<i>Variance</i>	0,000173	0,0002757
500	<i>Mean</i>	-0,046157	0,0517029
	<i>Variance</i>	0,000136	0,0001762

Berdasarkan Tabel 4.28 dapat diketahui bahwa perhitungan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH, jika seorang investor menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- di saham CTRA dengan *window* 500, maka dengan tingkat kepercayaan 95% ia akan mengalami keuntungan maksimum sebesar Rp51.702.900,- dan juga mengalami kerugian sebesar Rp46.157.000,-.

c) LPKR

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan LPKR dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCH (2,0).



Gambar 4.13 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) LPKR (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada LPKR pada *window* 250, 375, dan 500 dengan CVaR adalah sebagai berikut.

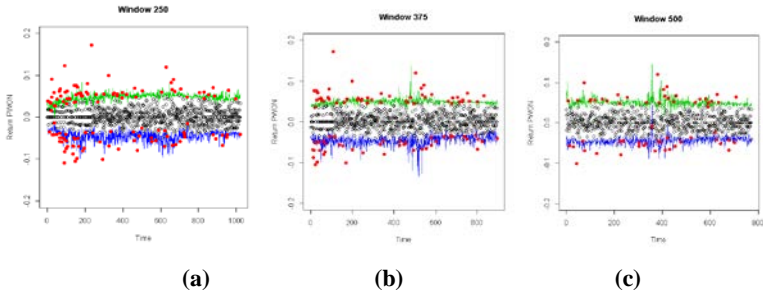
Tabel 4.29 Estimasi Risiko dan *Profit* LPKR dengan CVaR Pendekatan ARMA GARCH

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0343952	0,0388546
	<i>Variance</i>	0,0001641	0,0002339
375	<i>Mean</i>	-0,0358322	0,0401888
	<i>Variance</i>	0,0001483	0,0001182
500	<i>Mean</i>	-0,0365239	0,0412640
	<i>Variance</i>	0,0000673	0,0001605

Berdasarkan Tabel 4.29 dapat diketahui bahwa perhitungan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH, jika seorang investor menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- di saham LPKR dengan *window* 500, maka dengan tingkat kepercayaan 95% ia akan mengalami keuntungan maksimum sebesar Rp41.264.000,- dan juga mengalami kerugian sebesar Rp36.523.900,-.

d) PWON

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan PWON dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model ARMA (1,0) GARCH (1,1).



Gambar 4.14 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) PWON (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

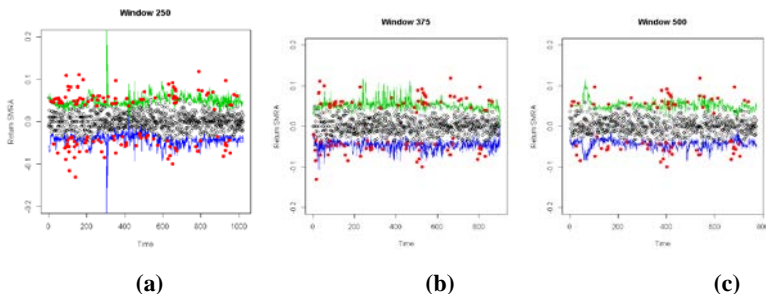
Berdasarkan Tabel 4.30 dapat diketahui bahwa perhitungan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH, jika seorang investor menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- di saham PWON dengan *window* 500, maka dengan tingkat kepercayaan 95% ia akan mengalami keuntungan maksimum sebesar Rp50.014.600,- dan juga mengalami kerugian sebesar Rp44.690.000,-.

Tabel 4.30 Estimasi Risiko dan *Profit* PWON dengan CVaR Pendekatan ARMA GARCH

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,044946	0,0475938
	<i>Variance</i>	0,000138	8,374e-05
375	<i>Mean</i>	-0,045538	0,0491818
	<i>Variance</i>	0,000162	4,371e-05
500	<i>Mean</i>	-0,044690	0,0500146
	<i>Variance</i>	0,000082	8,594e-05

e) SMRA

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan SMRA dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCH (2,0). Estimasi nilai risiko dan *profit* pada SMRA dapat dilihat pada Tabel 4.31.



Gambar 4.15 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) SMRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMA GARCH

Berdasarkan Tabel 4.31 dapat diketahui bahwa perhitungan CVaR dengan pendekatan ARMA-GARCH, jika seorang investor menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- di saham SMRA dengan *window* 375, maka dengan tingkat kepercayaan 95% ia akan mengalami keuntungan maksimum sebesar Rp52.196.800,- dan juga mengalami kerugian sebesar Rp46.907.000,-.

Tabel 4.31 Estimasi Risiko dan *Profit* SMRA dengan CVaR Pendekatan ARMA - GARCH

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,043257	0,0492140
	<i>Variance</i>	0,000246	0,0002997
375	<i>Mean</i>	-0,046907	0,0521968
	<i>Variance</i>	0,000130	0,0001406
500	<i>Mean</i>	-0,043652	0,0520242
	<i>Variance</i>	0,000111	0,0001215

4.4 Pemodelan *Return* Saham dengan ARMAX GARCHX

Perhitungan VaR dan CVaR dilakukan dengan dua metode, yaitu pendekatan ARMAX untuk mengestimasi parameter *mean* dan GARCHX untuk mengestimasi parameter varians. Model ARMAX GARCHX digunakan pada setiap *window* yang didasarkan pada keseluruhan data *return*.

4.4.1 Pemodelan *Return* Saham dengan ARMAX

Pemodelan *return* saham dengan pendekatan ARMAX terdiri dari mengidentifikasi model ARMAX, mengestimasi parameter model, melakukan uji signifikansi parameter, *diagnostic checking*, dan memilih model terbaik menggunakan kriteria AIC.

1. Identifikasi Model ARMAX

Identifikasi awal model ARMAX dilakukan menggunakan plot ACF dan PACF dari data *return*, dimana *return* saham kelima perusahaan dipengaruhi oleh variabel eksogen yaitu kurs IDR/USD dan IHSG. Plot ACF dan PACF dapat dilihat pada Gambar 4.3. Berdasarkan penjelasan yang sudah dipaparkan sebelumnya, pemodelan menggunakan prinsip *parcimony*. Oleh karena itu dengan menggunakan model ARMAX yang sederhana, maka model dapat berlaku pada setiap *window*. Model awal yang terbentuk adalah ARMAX (1,1,2), ARMAX (1,0,2), dan ARMAX (0,1,2).

2. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARMAX

Berikut ini merupakan hasil dari estimasi dan uji signifikansi parameter model awal ARMAX pada *return* kelima saham perusahaan. dengan variabel eksogen X_1 yaitu kurs IDR/USD dan X_2 yaitu IHSG.

Tabel 4.32 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARMAX

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
BSDE	ARMAX (1,1,2)	μ	-0,00339	-1522,9	0,000
		ϕ_1	0,55946	1645,9	0,000
		θ_1	-0,53172	-1718,6	0,000
		ϖ_1	2,93656	1535,1	0,000
		ϖ_2	0,49181	1728,6	0,000
		μ	-0,0105	-6001,7	0,000
BSDE	ARMAX (1,0,2)	ϕ_1	0,1687	13759,9	0,000
		ϖ_1	0,4876	5720,1	0,000
		ϖ_2	0,6914	6162,8	0,000

Tabel 4.32 Lanjutan

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
BSDE	ARMAX (0,1,2)	μ	-0,0112	-5702,4	0,000
		θ_1	0,1512	1625,2	0,000
		ϖ_1	0,501	1349,9	0,000
		ϖ_2	0,6868	2502,7	0,000
CTRA	ARMAX (1,1,2)	μ	0,0651	1,348	0,178
		ϕ_1	1	7,5	0,000
		θ_1	-0,9567	-4,694	0,000
		ϖ_1	1,9396	850	0,000
		ϖ_2	-1,6753	-496	0,000
		μ	-0,0228	-3,8929	0,00009
LPKR	ARMAX (1,0,2)	ϕ_1	0,0233	3,8929	0,00009
		ϖ_1	-5,2075	-2,394	0,01666
		ϖ_2	2,251	3,8929	0,000
		μ	0,0044	1716,6	0,000
		θ_1	0,0138	1723,4	0,000
		ϖ_1	-6,4055	-1748,4	0,000
LPKR	ARMAX (0,1,2)	ϖ_2	1,3584	6453,9	0,000
		μ	-0,0021	-257,4	0,000
		ϕ_1	1	4373,43	0,000
		θ_1	-0,9993	-256,14	0,000
		ϖ_1	0,0803	244,22	0,000
		ϖ_2	0,5736	274,82	0,000
LPKR	ARMAX (1,0,2)	μ	-0,0076	-1134,05	0,000
		ϕ_1	0,2084	862,53	0,000
		ϖ_1	-0,191	-4494,1	0,000
		ϖ_2	1,0675	3196,21	0,000
		μ	-0,0201	-2300,9	0,000
		θ_1	0,2429	2309,4	0,000
LPKR	ARMAX (0,1,2)	ϖ_1	-0,7927	-51174,7	0,000
		ϖ_2	1,3905	2320,6	0,000

Tabel 4.32 Lanjutan

Saham	Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
PWON	ARMAX (1,1,2)	μ	-0,015	-0,333	0,7393
		ϕ_1	1	176,51	0,000
		θ_1	-0,991	-615,2	0,000
		ϖ_1	-0,654	-4,003	0,000
		ϖ_2	1,021	0,349	0,7273
	ARMAX (1,0,2)	μ	-0,033	91389,1	0,000
		ϕ_1	0,327	18189,9	0,000
		ϖ_1	4,121	33246,7	0,000
		ϖ_2	4,451	6577,2	0,000
	ARMAX (0,1,2)	μ	-0,003	25324	0,000
		θ_1	-0,018	22945	0,000
		ϖ_1	-0,29	22418	0,000
ϖ_2		0,456	28123	0,000	
SMRA	ARMAX (1,1,2)	μ	0,003	-151,86	0,000
		ϕ_1	1	820,9	0,000
		θ_1	-1	-734,28	0,000
		ϖ_1	-2,229	-147,8	0,000
		ϖ_2	3,062	144,06	0,000
	ARMAX (1,0,2)	μ	0,022	-6499,1	0,000
		ϕ_1	0,338	3023,6	0,000
		ϖ_1	2,508	2112,9	0,000
		ϖ_2	1,166	3206,5	0,000
	ARMAX (0,1,2)	μ	-0,01	-2339,4	0,000
		θ_1	0,275	6646,8	0,000
		ϖ_1	-0,784	-6733	0,000
ϖ_2		1,738	2623,2	0,000	

Berdasarkan Tabel 4.32 di atas diperoleh nilai estimasi parameter menggunakan statistik uji $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96. Terlihat bahwa semua model memiliki nilai $|t_{hitung}|$ yang signifikan dan nilai P-Value = 0 yang kurang dari $\alpha = 5\%$.

3. *Diagnostic Checking Model ARMAX*

Setelah dilakukan pengujian signifikansi parameter terhadap model yang diduga, langkah selanjutnya adalah pemeriksaan model yang terpilih. Pemeriksaan model yang terpilih merupakan langkah untuk pemeriksaan asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

Tabel 4.33 *Diagnostic Checking Model ARMAX*

Saham	Model	lag	P-Value	Saham	Model	lag	P-Value		
BSDE	ARMAX (1,1,2)	1	0,7075	LPKR	ARMAX (1,1,2)	1	0,000		
		5	0,9681			5	0,000		
		9	0,7785			9	0,000		
	ARMAX (1,0,2)	1	0,000		ARMAX (1,0,2)	1	0,001		
		2	0,000			2	0,000		
		5	0,000			5	0,000		
	ARMAX (0,1,2)	1	0,000		ARMAX (0,1,2)	1	0,215		
		2	0,000			2	0,723		
		5	0,000			5	0,740		
	CTRA	ARMAX (1,1,2)	1		0,712	SMRA	ARMAX (1,1,2)	1	0,478
			5		0,000			5	0,000
			9		0,000			9	0,000
ARMAX (1,0,2)		1	0,794	ARMAX (1,0,2)	1		0,000		
		2	1,000		2		0,000		
		5	0,825		5		0,000		
ARMAX (0,1,2)		1	0,816	ARMAX (0,1,2)	1		0,000		
		2	1,000		2		0,000		
		5	0,866		5		0,000		
PWON		ARMAX (1,1,2)	1	0,076					
			5	0,003					
			9	0,174					
	ARMAX (1,0,2)	1	0,000						
		2	0,000						
		5	0,000						
	ARMAX (0,1,2)	1	0,640						
		2	0,968						
		5	0,879						

Berdasarkan Tabel 4.33 dapat diketahui bahwa hampir semua *lag* memiliki nilai P-Value $< \alpha$. Hal ini menunjukkan bahwa residual pada model dugaan ARMAX tidak bersifat *white noise*, hal ini diduga disebabkan oleh adanya heteroskedastisitas pada varians residual model ARMAX. *Lag* yang signifikan hanya ada pada model ARMAX (0,1,2) pada LPKR, model ARMAX (1,1,2) dan ARMAX (1,0,2) pada perusahaan PWON, serta ARMAX (1,0,2) dan ARMAX (0,1,2) pada SMRA.

Selanjutnya akan dilakukan pemeriksaan kenormalan pada model yang diduga. Pengujian kenormalan dengan menggunakan uji *kolmogorov smirnov* ada pada Tabel 4.34. Dapat diketahui bahwa semua nilai P-Value pada setiap model memiliki nilai $< \alpha$ yang berarti bahwa residual model ARMAX tidak berdistribusi normal.

Tabel 4.34 Uji Asumsi Normal Residual Model ARMAX

Saham	Model	P-Value	Saham	Model	P-Value
BSDE	ARMAX (1,1,2)	$< 0,010$	PWON	ARMAX (1,0,2)	$< 0,010$
	ARMAX (1,0,2)	$< 0,010$		ARMAX (0,1,2)	$< 0,010$
	ARMAX (0,1,2)	$< 0,010$		ARMAX (0,1,2)	$< 0,010$
CTRA	ARMAX (1,1,2)	$< 0,010$	SMRA	ARMAX (1,1,2)	$< 0,010$
	ARMAX (1,0,2)	$< 0,010$		ARMAX (1,0,2)	$< 0,010$
	ARMAX (0,1,2)	$< 0,010$		ARMAX (0,1,2)	$< 0,010$
LPKR	ARMAX (1,1,2)	$< 0,010$			
	ARMAX (1,0,2)	$< 0,010$			
	ARMAX (0,1,2)	$< 0,010$			

4. Pemilihan Model Terbaik ARMAX

Pemilihan model ARMA terbaik menggunakan kriteria *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang ditunjukkan pada Tabel 4.35 yang menunjukkan bahwa model terbaik untuk BSDE dan PWON adalah ARMAX (1,0,2). Sedangkan pada CTRA, LPKR, dan SMRA adalah ARMAX (0,1,2).

Tabel 4.35 Kriteria AIC Model ARMAX

Saham	ARMAX (1,1,2)	ARMAX (1,0,2)	ARMAX (0,1,2)
BSDE	72,783	72,782	72,782
CTRA	72,782	72,783	72,719
LPKR	72,72	72,719	71,719
PWON	72,844	72,722	72,782
SMRA	72,782	72,781	72,721

4.4.2 Pemodelan *Return Saham* dengan ARMAX GARCHX

Setelah diperoleh model ARMAX yang terbaik, langkah selanjutnya ialah melakukan pemodelan GARCHX yang digunakan untuk menangkap adanya kasus heteroskedastisitas varians pada residual ARMAX yang ditunjukkan dengan adanya efek ARCH/GARCH pada residual tersebut. Untuk mengetahuinya, dilakukan pengujian *Lagrange Multiplier* (LM).

Tabel 4.36 Uji *Lagrange Multiplier* Residual Model ARMAX

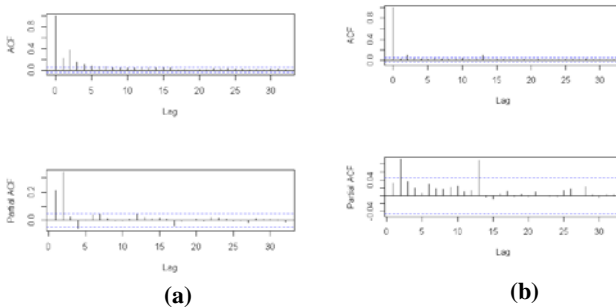
k	BSDE	CTRA	LPKR	PWON	SMRA	$\chi^2_{0,05(k)}$
	ARMAX (1,0,2)	ARMAX (0,1,2)	ARMAX (0,1,2)	ARMAX (1,0,2)	ARMAX (0,1,2)	
1	9,817	0,1794	1,657	0,0082	28,386	3,841
2	9,858	0,364	3,635	0,0083	29,161	5,991
3	9,971	1,4925	5,69	0,0216	29,158	7,815
4	10,464	1,5363	27,065	0,0406	29,224	9,488
5	10,449	2,3503	28,235	0,0504	29,213	11,07
6	10,602	3,1479	30,47	0,066	29,208	12,592
7	13,194	3,2563	30,58	0,0816	29,24	14,067
8	13,7	3,2703	33,862	0,0954	29,225	15,507
9	13,668	3,3416	35,934	0,1034	29,246	16,919
10	14,558	5,7622	37,205	0,1129	29,229	18,307

Berdasarkan Tabel 4.36 dapat diketahui bahwa pada uji LM didapatkan pada dua dari lima perusahaan, yaitu BSDE dan SMRA memiliki nilai statistik uji LM yang lebih besar dari nilai $\chi^2_{0,05(k)}$ yang menunjukkan bahwa residual model ARMAX untuk kedua perusahaan tersebut memiliki varians residual yang heteroskedastisitas yang berarti terdapat efek ARCH/GARCH.

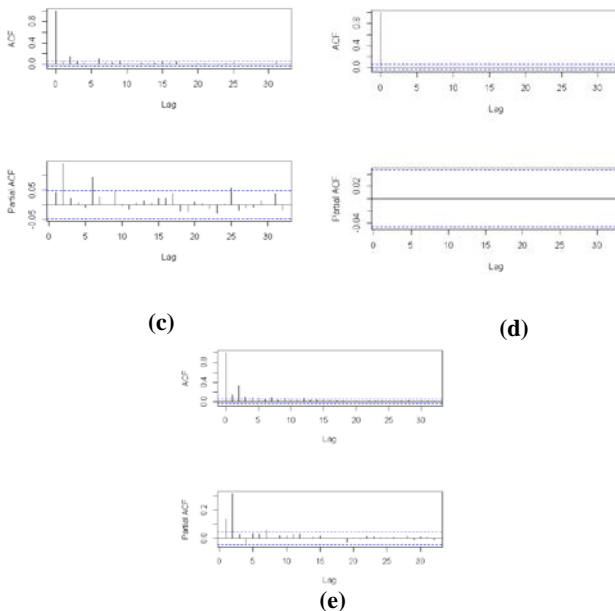
Sedangkan untuk perusahaan lainnya nilai statistik uji LM yang lebih kecil dari nilai $\chi^2_{0,05(k)}$, sehingga pada perusahaan tersebut tidak memiliki kasus heteroskedastisitas atau tidak terdapat efek ARCH/GARCH. Meskipun demikian, langkah selanjutnya akan tetap dilakukan analisis GARCHX.

1. Identifikasi Model ARMAX GARCHX

Identifikasi awal model GARCH dilakukan menggunakan plot ACF dan PACF dari data residual kuadrat model ARMAX. Berdasarkan Gambar 4.16 dapat diketahui bahwa pada plot ACF di perusahaan BSDE signifikan pada *lag* ke-1, 2,3, dan 4. Sedangkan pada plot PACFnya signifikan pada *lag* ke-1,2 dan 4. Pada perusahaan CTRA, *lag* yang signifikan di plot ACF ialah *lag* ke-1 dan 3. Sedangkan di plot PACFnya ialah *lag* ke-2 dan 13. Pada LPKR, *lag* yang signifikan di plot ACF ialah *lag* ke-1,3, dan 6. Sedangkan pada plot PACFnya ialah *lag* ke-2,6, dan 25. Pada PWON, *lag* ke-1 signifikan di plot ACF dan tidak ada *lag* yang signifikan di plot PACF. Sedangkan pada SMRA, *lag* yang signifikan di plot ACF ialah *lag* ke-1,2,3,4, dan 5. Pada plot PACFnya ialah *lag* ke-1,2,dan 7.



Gambar 4.16 Plot ACF dan PACF dari Residual Kuadrat Model ARMAX (a)BSDE, (b)CTRA, (c)LPKR, (d)PWON, dan (e)SMRA



Gambar 4.16 Lanjutan

Identifikasi model awal *return* saham perusahaan BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA menggunakan tiga model *parcimony* yang ditetapkan yaitu adalah GARCHX (1,1,2), GARCHX (1,0,2), dan GARCHX (0,1,2).

2. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter ARMAX GARCHX

Pengujian parameter GARCHX dilakukan dengan menyertakan model ARMAX karena dalam pemodelan serentak dimungkinkan terjadinya perubahan model maupun estimator.

a) BSDE

Berikut ini merupakan estimasi parameter model ARMAX – GARCHX pada perusahaan BSDE.

Tabel 4.37 Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX BSDE

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
ARMAX (1,0,2)	μ	-0,000009	-0,165	0,8684
	ϕ_1	-0,0545	-2,107	0,035
	ϖ_1	-0,0613	-3,897	0,0009
	ϖ_2	0,1671	24,852	0,000
	ω	0,000	0,484	0,6278
GARCHX (1,1,2)	ϕ_1	0,0576	18,547	0,000
	β_1	0,9284	796,223	0,000
	π_1	0,000026	1,444	0,1487
	π_2	0,000001	0,986	0,3239
	μ	0,00293	13122	0,000
ARMAX (1,0,2)	ϕ_1	-0,0732	-8368,3	0,000
	ϖ_1	0,0865	5346,2	0,000
	ϖ_2	0,1682	9271	0,000
	ω	0,000	0,0238	0,98
	ϕ_1	0,8166	6198,1	0,000
GARCHX (1,0,2)	π_1	0,000	0,00031	0,0007
	π_2	0,000	0,00603	0,9951
	μ	-0,000029	-0,4753	0,634
	ϕ_1	-0,06958	-2,928	0,0034
	ϖ_1	-0,05425	-3,2819	0,001
ARMAX (1,0,2)	ϖ_2	0,16399	27,822	0,000
	ω	0,000	10,48	0,000
	β_1	0,99455	433600	0,000
	π_1	0,000021	582,57	0,000
	π_2	0,000024	599,62	0,000

Berdasarkan Tabel 4.37 dapat diketahui bahwa keseluruhan model awal ARMAX GARCHX pada perusahaan BSDE memiliki beberapa parameter yang tidak signifikan karena nilai $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga dalam hal ini, dilakukan pemodelan kembali sampai diperoleh model yang signifikan.

Tabel 4.38 Pemodelan Kembali *Return* BSDE dengan ARMAX GARCHX

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
GARCHX (1,2,2)	ω	0,000007	12,321	0,000
	φ_1	0,106333	1205,551	0,000
	β_1	0,755884	1733,182	0,000
	β_2	0,12623	110,367	0,000
	π_1	0,01765	1199,795	0,000
	π_2	0,005648	1094,973	0,000

Pada Tabel 4.38 dapat diketahui bahwa parameter model sudah signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih dari $|t_{tabel}|$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga model yang sesuai pada perusahaan BSDE ialah GARCHX (1,2,2) dengan model *return* saham sebagai berikut.

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0,000007 + 0,106333a_{t-1}^2 + 0,755884\hat{\sigma}_{t-1}^2 + 0,12623\hat{\sigma}_{t-2}^2 + 0,0765X_{1,t}^2 + 0,005648X_{2,t}^2$$

b) CTRA

Berikut ini merupakan estimasi parameter model ARMAX GARCHX pada perusahaan CTRA.

Tabel 4.39 Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX CTRA

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
ARMAX (0,1,2)	μ	-0,000025	-0,6616	0,508
	θ_1	-0,106905	-3,9218	0,000
	ϖ_1	-0,01966	-1,8524	0,063
	ϖ_2	0,07625	52,73	0,000
	ω	0	0,4693	0,638
	GARCHX (1,1,2)	φ_1	0,17914	34,384
β_1		0,84573	202,672	0,000
π_1		0,000019	2,7169	0,006
π_2		0,000034	71,888	0,000
ARMAX (0,1,2)	μ	-0,000134	-5,894	0,000
	θ_1	-0,3961	-20,04	0,000
GARCHX (1,0,2)	ϖ_1	-0,00947	-0,7657	0,443
	ϖ_2	0,09541	19,224	0,000

Tabel 4.39 Lanjutan

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
ARMAX (0,1,2)	ω	0,000004	4374,39	0,000
	φ_1	0,68638	11,539	0,000
GARCHX (1,0,2)	π_1	0,000	0,000	1
	π_2	0,000	0,000	1
	μ	-0,000008	-0,1422	0,887
	θ_1	-0,01373	-0,5779	0,563
	ϖ_1	-0,03634	-2,4383	0,015
ARMAX (0,1,2)	ϖ_2	0,11772	134,96	0,000
GARCHX (0,1,2)	ω	0,000	25,066	0,000
	β_1	0,99531	7729,22	0,000
	π_1	0,000	0,000	1
	π_2	0,000	5,7134	0,000

Berdasarkan Tabel 4.39 dapat diketahui bahwa keseluruhan model awal ARMAX GARCHX pada perusahaan CTRA memiliki beberapa parameter yang tidak signifikan karena nilai $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga dalam hal ini, dilakukan pemodelan kembali sampai diperoleh model yang signifikan.

Tabel 4.40 Pemodelan Kembali *Return* CTRA dengan ARMAX GARCHX

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
GARCHX (1,0,1)	ω	0,000034	11157,12	0,000
	φ_1	0,9987	11359,4	0,000
	π_1	0,978	4,21	0,000

Pada Tabel 4.40 dapat diketahui bahwa parameter model sudah signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih dari $|t_{tabel}|$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga model yang sesuai pada perusahaan CTRA ialah GARCHX (1,0,1). Variabel eksogennya ialah kurs IDR/USD dengan model *return* saham sebagai berikut.

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0,000034 + 0,9987a_{t-1}^2 + 0,978X_{1,t}^2$$

c) **LPKR**

Berikut ini merupakan estimasi parameter model ARMAX GARCHX pada perusahaan LPKR. Berdasarkan Tabel 4.41 dapat diketahui bahwa keseluruhan model awal ARMAX GARCHX pada perusahaan LPKR memiliki beberapa parameter yang tidak signifikan karena nilai $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96.

Tabel 4.41 Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX LPKR

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
ARMAX (0,1,2) GARCHX (1,1,2)	μ	-0,000025	-0,6402	0,522
	θ_1	0,0951	3,488	0,0004
	ϖ_1	-0,03055	-2,8975	0,0037
	ϖ_2	0,0729	18,7544	0,000
	ω	0,000	0,30269	0,7621
	φ_1	0,07371	7,2732	0,000
	β_1	0,90533	103,946	0,000
	π_1	0,000	0,000	1
	π_2	0,000004	9,7689	0,000
ARMAX (0,1,2) GARCHX (1,0,2)	μ	0,000834	512,89	0,000
	θ_1	-0,74032	-9045,54	0,000
	ϖ_1	0,0835	510,912	0,000
	ϖ_2	0,09118	5727,42	0,000
	ω	0,000	0,7966	0,425
	φ_1	1	694,435	0,000
	π_1	0,000005	2,4641	0,0137
	π_2	0,000132	437,419	0,000
	ARMAX (0,1,2) GARCHX (0,1,2)	μ	-0,000037	-0,8122
θ_1		0,11161	4,9079	0,000
ϖ_1		-0,0235	-3,5039	0,0004
ϖ_2		0,0824	26,079	0,000
ω		0,000	33,384	0,973
β_1		0,9953	90567	0,000
π_1		0,000027	441,16	0,000
π_2		0,000012	683,54	0,000

Sehingga dalam hal ini, dilakukan pemodelan kembali sampai diperoleh model yang signifikan.

Tabel 4.42 Pemodelan Kembali *Return* LPKR dengan ARMAX GARCHX

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
GARCHX (1,0,2)	ω	0,000025	249,633	0,000
	φ_1	0,99980	10,316	0,000
	π_1	0,00046	251,515	0,000
	π_2	0,00045	251,615	0,000

Pada Tabel 4.42 dapat diketahui bahwa parameter model sudah signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih dari $|t_{tabel}|$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga model yang sesuai pada perusahaan LPKR ialah GARCHX (1,0,2) dengan model *return* saham sebagai berikut.

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0,000025 + 0,9998a_{t-1}^2 + 0,00046X_{1,t}^2 + 0,000459X_{2,t}^2$$

d) PWON

Berikut ini merupakan estimasi parameter model ARMAX – GARCHX pada perusahaan PWON.

Tabel 4.43 Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX PWON

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
ARMAX (1,0,2) GARCHX (1,1,2)	μ	-0,3604	-0,0936	0,9253
	θ_1	0,9997	0,1546	0,877
	ϖ_1	-0,0561	-0,0583	0,9534
	ϖ_2	0,0932	0,0583	0,9534
	ω	0,00001	11,431	0,000
	φ_1	0,000	0,000	1
	β_1	0,000	0,000	1
	π_1	0,000	0,000	1
ARMAX (1,0,2) GARCHX (1,0,2)	π_2	0,000	0,000	1
	μ	-0,3604	-2370,38	0,000
	ϕ_1	0,9997	4366,498	0,000
	θ_1	-0,0563	-3,59	0,000
	ϖ_1	0,0919	725,361	0,000
	ϖ_2	0,00001	1232,17	0,000

Tabel 4.43 Lanjutan

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
ARMAX	ω	0,0437	21,406	0,032
(1,0,2)	φ_1	0,000	0,000	1
GARCHX	π_1	0,000	0,000	1
(1,0,2)	π_2	-0,36042	2319,579	0,000
	μ	-0,36042	-2319,57	0,000
	θ_1	0,9997	67185,6	0,000
ARMAX	ϖ_1	-0,05605	-2325,29	0,000
(1,0,2)	ϖ_2	0,09331	2325,97	0,000
GARCHX	ω	0,000014	52202,07	0,000
(0,1,2)	β_1	0,02119	0,6398	0,522
	π_1	0,000	0,000	1
	π_2	0,000	0,000	1

Berdasarkan Tabel 4.43 dapat diketahui bahwa keseluruhan model awal ARMAX GARCHX pada perusahaan PWON memiliki beberapa parameter yang tidak signifikan karena nilai $|t_{hitung}|$ yang dibandingkan dengan nilai $|t_{tabel}|$ pada tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga dalam hal ini dilakukan pemodelan kembali sampai diperoleh model yang signifikan.

Tabel 4.44 Pemodelan Kembali *Return* PWON dengan ARMAX GARCHX

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
	θ_1	0,01556	3484,44	0,000
ARMAX	ϖ_1	-0,000002	-7,7689	0,000
(0,1,2)	ϖ_2	0,000006	17,3742	0,000
GARCH	ω	0,000007	21,1932	0,000
(1,2)	φ_1	0,05093	3470,213	0,000
	β_1	0,4625	3381,28	0,000
	β_2	0,4500	3387,64	0,000

Pada Tabel 4.44 dapat diketahui bahwa parameter model sudah signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih dari $|t_{tabel}|$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga model yang sesuai pada perusahaan

PWON ialah ARMAX (0,1,2) GARCH (1,2) dengan model *return* saham sebagai berikut.

$$\text{ARMAX}(0,1,2) : \hat{R}_t = 0,01556R_{t-1} - 0,000002X_{1,t} + 0,000006X_{2,t}, a_t \sim (0, \sigma_t^2)$$

$$\text{GARCH}(1,2) : \hat{\sigma}_t^2 = 0,000007 + 0,05093a_{t-1}^2 + 0,4625\hat{\sigma}_{t-1}^2 + 0,45\hat{\sigma}_{t-2}^2$$

e) SMRA

Berikut ini merupakan estimasi parameter model ARMAX GARCHX pada perusahaan SMRA. Berdasarkan Tabel 4.45 dapat diketahui bahwa keselu-ruhan model awal ARMAX GARCHX pada perusahaan SMRA memiliki beberapa parameter yang tidak signifikan.

Tabel 4.45 Estimasi Parameter Model ARMAX GARCHX SMRA

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
ARMAX (0,1,2)	μ	0,00003	0,5626	0,5736
	θ_1	0,0103	0,3743	0,7081
	ϖ_1	-0,0309	-17,797	0,0751
	ϖ_2	0,13766	20,876	0,000
	ω	0,000	0,3318	0,7399
GARCHX (1,1,2)	φ_1	0,1264	4,7667	0,000
	β_1	0,8721	41,21	0,000
	π_1	0,000009	0,2718	0,786
	π_2	0,00001	0,6971	0,4857
	ARMAX (0,1,2) GARCHX (1,0,2)	μ	-0,00216	-5102,64
ϕ_1		1	12751,27	0,000
θ_1		-0,0295	-4973,75	0,000
ϖ_1		0,1465	10203,55	0,000
ϖ_2		0,000	0,000	1
ω		0,80607	6001,79	0,000
φ_1		0,000	0,000	1
π_1		0,000	0,41663	0,6769
π_2		0,00004	11333	0,000

Tabel 4.45 Lanjutan

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
	μ	0,00004	1,133	0,000
	θ_1	-0,06412	-11347	0,000
ARMAX	ϖ_1	-0,01715	-11316	0,000
(0,1,2)	ϖ_2	0,16328	12680	0,000
GARCHX	ω	0,000	89,162	0,000
(0,1,2)	β_1	0,99226	619,1	0,000
	π_1	0,000	0,000	1
	π_2	0,000	0,00652	0,9947

Sehingga dalam hal ini. dilakukan pemodelan kembali sampai diperoleh model yang signifikan.

Tabel 4.46 Pemodelan Kembali Return SMRA dengan ARMAX

Model	Parameter	Estimasi	t hitung	P-Value
	ω	0,000016	171,82	0,000
GARCHX	φ_1	0,526984	1515,6	0,000
(2,0,1)	φ_2	0,628132	119,26	0,000
	π_1	0,577287	50,78	0,000

Pada Tabel 4.46 dapat diketahui bahwa parameter model sudah signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih dari $|t_{tabel}|$ yaitu sebesar 1,96. Sehingga model yang sesuai pada perusahaan SMRA ialah GARCHX (2,0,1). Variabel eksogennya ialah kurs IDR/USD dengan model *return* saham sebagai berikut.

$$\hat{\sigma}_t^2 = 0,000016 + 0,526984a_{t-1}^2 + 0,628132a_{t-2}^2$$

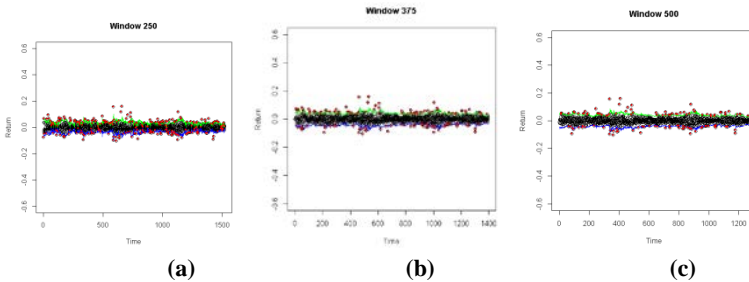
4.4.3 Perhitungan *Value at Risk* dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

Estimasi risiko *return* saham perusahaan BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA menggunakan pendekatan ARMAX GARCHX. Perhitungan VaR dilakukan pada setiap *window* dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi serta digunakan kuantil sebesar 5%.

a) BSDE

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX *return* saham perusahaan BSDE dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi dengan model GARCHX (1,2,2).

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada BSDE di *window* 250, 375, dan 500 ada pada Tabel 4.47 yang menjelaskan bahwa dengan pendekatan ARMAX GARCHX, pada *window* 375 hari transaksi memberikan keuntungan dan kerugian maksimum yang terbesar daripada *window* 250 dan 500.



Gambar 4.17 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) BSDE (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

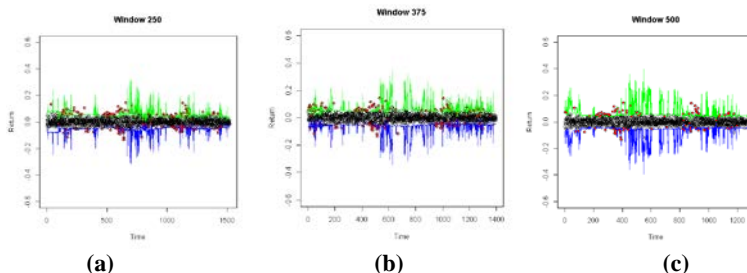
Dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan BSDE, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp33.720.000,- atau ia akan mendapat keuntungan sebesar Rp33.720.000,-.

Tabel 4.47 Estimasi Risiko dan *Profit* BSDE dengan VaR Pendekatan ARMAX GARCHX

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,031350	0,031350
	<i>Variance</i>	0,000323	0,000323
375	<i>Mean</i>	-0,033720	0,033720
	<i>Variance</i>	0,000378	0,000378
500	<i>Mean</i>	-0,030300	0,030300
	<i>Variance</i>	0,000416	0,000416

b) CTRA

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX *return* saham perusahaan CTRA dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi dengan model GARCHX (1,0, X_1).



Gambar 4.18 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) CTRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

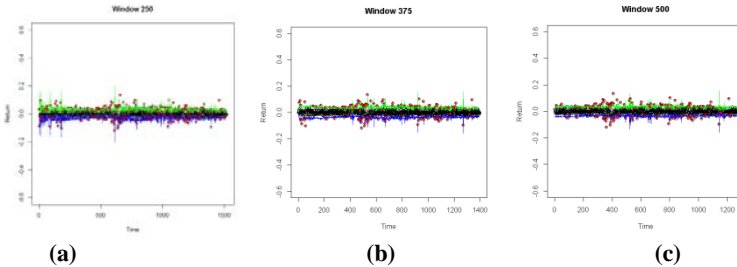
Estimasi nilai risiko dan *profit* pada CTRA di *window* 250, 375, dan 500 ada pada Tabel 4.48 yang menjelaskan bahwa dengan pendekatan ARMAX GARCHX, pada *window* 375 hari transaksi memberikan keuntungan dan kerugian maksimum yang terbesar daripada *window* 250 dan 500. Dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan CTRA, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp52.001.000,- atau ia akan mendapat keuntungan sebesar Rp52.001.000,-.

Tabel 4.48 Estimasi Risiko dan *Profit* CTRA dengan VaR Pendekatan ARMAX GARCHX

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,050910	0,050910
	<i>Variance</i>	0,001323	0,001323
375	<i>Mean</i>	-0,052001	0,052001
	<i>Variance</i>	0,002132	0,002132
500	<i>Mean</i>	-0,035390	0,035390
	<i>Variance</i>	0,000650	0,000650

c) LPKR

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX *return* saham perusahaan LPKR dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi dengan model GARCHX (1,0,2).



Gambar 4.19 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan Profit (hijau) LPKR (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

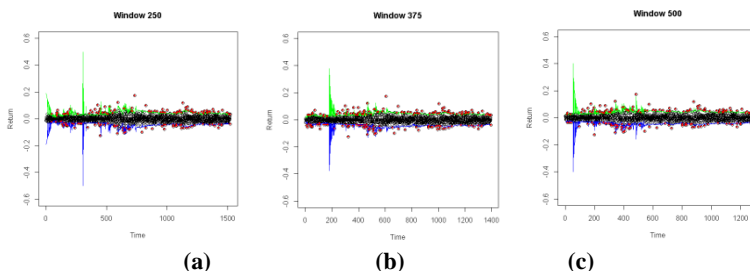
Estimasi nilai risiko dan *profit* pada LPKR di *window* 250, 375, dan 500 ada pada Tabel 4.49 yang menjelaskan bahwa dengan pendekatan ARMAX GARCHX, pada *window* 375 hari transaksi memberikan keuntungan dan kerugian maksimum yang terbesar daripada *window* 250 dan 500. Dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan LPKR, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp30.837.000,- atau ia akan mendapat keuntungan sebesar Rp30.837.000,-.

Tabel 4.49 Estimasi Risiko dan *Profit* LPKR dengan VaR Pendekatan ARMAX GARCHX

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0272603	0,0272603
	<i>Variance</i>	0,0003869	0,0003869
375	<i>Mean</i>	-0,0308370	0,0308370
	<i>Variance</i>	0,0003482	0,0003482
500	<i>Mean</i>	-0,026070	0,026070
	<i>Variance</i>	0,0003356	0,0003356

d) PWON

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX *return* saham perusahaan PWON dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi dengan model GARCHX (1,0,2).



Gambar 4.20 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) PWON (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

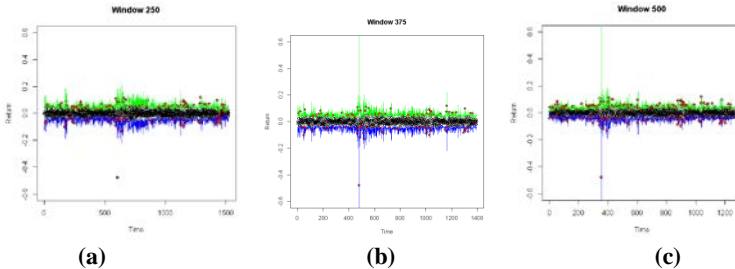
Estimasi nilai risiko dan *profit* pada PWON di *window* 250, 375, dan 500 ada pada Tabel 4.50 yang menjelaskan bahwa dengan pendekatan ARMAX GARCHX. pada *window* 250 hari transaksi memberikan keuntungan dan kerugian maksimum yang terbesar daripada *window* 375 dan 500. Dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan PWON, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp39.283.000,- atau ia akan mendapat keuntungan sebesar Rp39.283.000,-.

Tabel 4.50 Estimasi Risiko dan *Profit* PWON dengan VaR Pendekatan ARMAX GARCHX

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,039283	0,039283
	<i>Variance</i>	0,000706	0,000706
375	<i>Mean</i>	-0,034860	0,034860
	<i>Variance</i>	0,000716	0,000716
500	<i>Mean</i>	-0,032394	0,032394
	<i>Variance</i>	0,000746	0,000746

e) SMRA

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX *return* saham perusahaan SMRA dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi dengan model GARCHX (2,0,X₁).



Gambar 4.21 Perhitungan Nilai VaR Risiko (biru) dan Profit (hijau) SMRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

Estimasi nilai risiko dan profit pada SMRA di *window* 250, 375, dan 500 dapat dilihat pada Tabel 4.51 yang menjelaskan bahwa dengan pendekatan ARMAX GARCHX, pada *window* 250 hari transaksi memberikan keuntungan dan kerugian maksimum yang terbesar daripada *window* 375 dan 500. Dengan tingkat keyakinan 95%, jika seorang investor menanamkan modalnya sebesar Rp1.000.000.000,- pada perusahaan SMRA, maka ia akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp47.126.000,- atau ia akan mendapat keuntungan sebesar Rp47.126.000,-.

Tabel 4.51 Estimasi Risiko dan Profit SMRA dengan VaR Pendekatan ARMAX GARCHX

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,047126	0,047126
	<i>Variance</i>	0,000848	0,000848
375	<i>Mean</i>	-0,0440175	0,0440175
	<i>Variance</i>	0,0011661	0,0011661
500	<i>Mean</i>	-0,0331827	0,0331827
	<i>Variance</i>	0,0009239	0,0009239

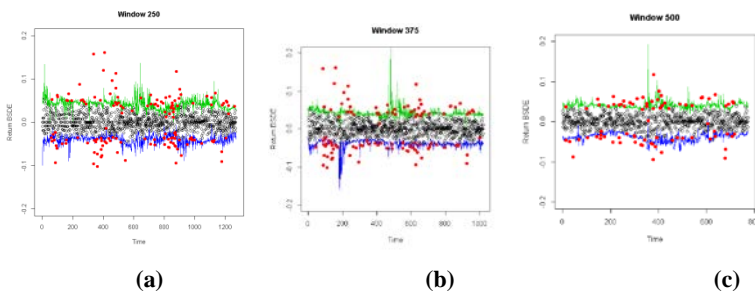
Perhitungan estimasi nilai VaR pada kuantil 5% pada kelima perusahaan diperoleh hasil tingkat risiko dan *profit* yang berbeda. Tiga dari lima perusahaan, yaitu BSDE, CTRA, dan LPKR dengan jumlah *window* 375 menghasilkan nilai VaR yang paling besar. Sedangkan pada PWON dan SMRA, nilai VaR terbesar ada pada *window* 250. Pada jumlah *window* secara keseluruhan, diketahui bahwa saham perusahaan CTRA memiliki estimasi nilai VaR tertinggi yang berarti bahwa perusahaan tersebut memiliki tingkat kerugian dan keuntungan yang tertinggi.

4.4.4 Perhitungan *Conditional Value at Risk* dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

Nilai CVaR didapatkan setelah nilai VaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX diperoleh. CVaR yang dilakukan tidak lagi menambahkan variabel eksogen karena variabel tersebut sudah terdapat pada perhitungan VaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX.

a) BSDE

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan BSDE dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCHX (1,2,2).



Gambar 4.22 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) BSDE (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada BSDE di *window* 250, 375, dan 500 ada pada Tabel 4.52. Pada *window* 250 memberikan

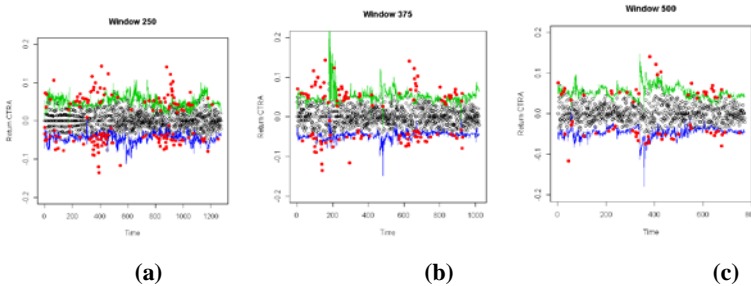
keuntungan maksimum yang terbesar. Jika seorang investor menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- di saham BSDE, maka investor tersebut memiliki kemungkinan maksimum sebesar 95% untuk mendapatkan keuntungan maksimum sebesar Rp42.152.600,- dan investor tersebut memiliki kemungkinan akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp39.464.700,-.

Tabel 4.52 Estimasi Risiko dan *Profit* BSDE dengan CVaR Pendekatan ARMAX GARCHX

Window	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0394293	0,0421526
	<i>Variance</i>	0,0001022	0,0001468
375	<i>Mean</i>	-0,0394647	0,0418757
	<i>Variance</i>	0,0001535	0,0001606
500	<i>Mean</i>	-0,0384490	0,0407413
	<i>Variance</i>	0,0001121	9,896e-05

b) CTRA

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan CTRA dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCHX (1,0,1).



Gambar 4.23 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) CTRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada CTRA di *window* 250, 375, dan 500 dengan CVaR dapat dilihat pada Tabel 4.53. Pada *window* 375 memberikan keuntungan maksimum yang

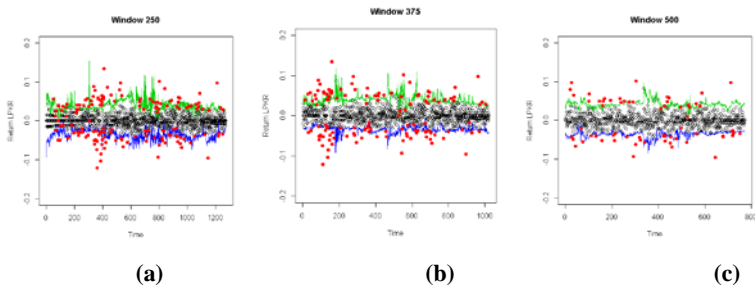
terbesar. Jika seorang investor menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- di saham CTRA, maka investor tersebut memiliki kemungkinan maksimum sebesar 95% untuk mendapatkan keuntungan maksimum sebesar Rp51.503.100,- dan investor tersebut memiliki kemungkinan akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp46.103.400,-.

Tabel 4.53 Estimasi Risiko dan *Profit* CTRA dengan CVaR Pendekatan ARMAX GARCHX

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0444938	0,0510097
	<i>Variance</i>	0,0001598	0,0002372
375	<i>Mean</i>	-0,0461034	0,0515031
	<i>Variance</i>	0,0001008	0,0004008
500	<i>Mean</i>	-0,0462272	0,0532584
	<i>Variance</i>	0,0001736	0,0002369

c) LPKR

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan LPKR dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCHX (1,0,2).



Gambar 4.24 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) LPKR (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada LPKR di *window* 250, 375, dan 500 dengan CVaR dapat dilihat pada Tabel 4.54. Pada perusahaan LPKR jika seorang investor ingin mendapatkan

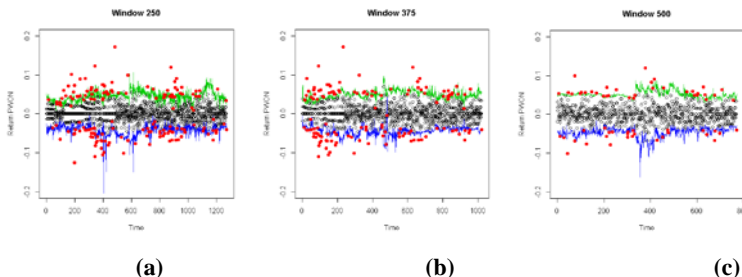
keuntungan maksimum, maka ia dapat menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- pada *window* 500 hari karena pada *window* tersebut, merupakan *window* dengan perolehan keuntungan yang terbesar. Investor memiliki kemungkinan maksimum sebesar 95% untuk mendapatkan keuntungan maksimum sebesar Rp41.843.000,- dan juga mengalami kerugian maksimum sebesar Rp36.039.600,-.

Tabel 4.54 Estimasi Risiko dan *Profit* LPKR dengan CVaR Pendekatan ARMAX GARCHX

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0360120	0,0394458
	<i>Variance</i>	0,0001442	0,0002105
375	<i>Mean</i>	-0,0340697	0,0397011
	<i>Variance</i>	7,4252e-05	0,0001683
500	<i>Mean</i>	-0,0360396	0,0418430
	<i>Variance</i>	7,0152e-05	9,585e-05

d) PWON

Perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan PWON dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model ARMAX (0,1,2) GARCH (1,2) yang dapat dilihat pada Gambar 4.25. Terlihat bahwa pada *window* 500 memiliki pola yang lebih stabil daripada *window* yang lainnya. Estimasi nilai risiko dan *profit* pada PWON di *window* 250, 375, dan 500 dapat dilihat pada Tabel 4.55.



Gambar 4.25 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) PWON (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

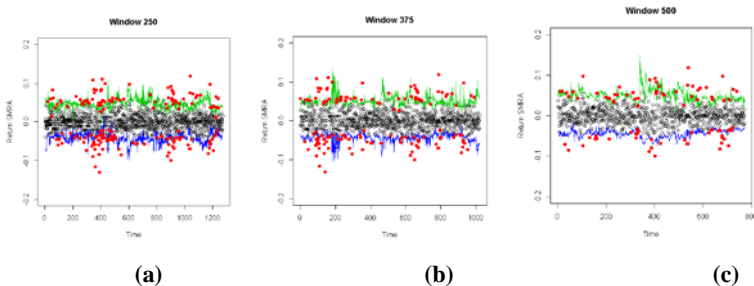
Berdasarkan Tabel 4.55 dapat diketahui bahwa pada *window* 500 memberikan keuntungan dan kerugian maksimum yang terbesar. Jika seorang investor menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- di saham PWON, maka investor tersebut memiliki kemungkinan maksimum sebesar 95% untuk mendapatkan keuntungan maksimum sebesar Rp51.992.700,- dan mendapatkan kerugian maksimum sebesar Rp46.608.800,-.

Tabel 4.55 Estimasi Risiko dan *Profit* PWON dengan CVaR Pendekatan ARMAX GARCHX

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0424495	0,0454200
	<i>Variance</i>	0,0001896	0,0001882
375	<i>Mean</i>	-0,0440037	0,0486250
	<i>Variance</i>	0,0001220	0,0001156
500	<i>Mean</i>	-0,0466088	0,0519927
	<i>Variance</i>	0,0001830	9,289e-05

e) SMRA

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi CVaR *return* saham perusahaan SMRA dengan jumlah *window* 250, 375, dan 500 hari transaksi pada kuantil sebesar 5% dengan model GARCH (2,0,1).



Gambar 4.26 Perhitungan Nilai CVaR Risiko (biru) dan *Profit* (hijau) SMRA (a) 250, (b) 375, dan (c) 500 dengan Pendekatan ARMAX GARCHX

Estimasi nilai risiko dan *profit* pada SMRA pada *window* 250, 375, dan 500 dengan CVaR pada kuantil sebesar 5% dapat dilihat

pada Tabel 4.56. Pada perusahaan SMRA jika seorang investor ingin mendapatkan keuntungan maksimum, maka ia dapat menginvestasikan dananya sebesar Rp 1.000.000.000,- pada *window* 375 hari karena pada *window* tersebut, merupakan *window* dengan perolehan keuntungan yang terbesar. Investor memiliki kemungkinan maksimum sebesar 95% untuk mendapatkan keuntungan maksimum sebesar Rp51.316.400,- dan juga mengalami kerugian maksimum sebesar Rp42.793.000,-.

Tabel 4.56 Estimasi Risiko dan *Profit* SMRA dengan CVaR Pendekatan ARMAX GARCHX

<i>Window</i>	Ukuran	Risiko	<i>Profit</i>
250	<i>Mean</i>	-0,0412434	0,0473268
	<i>Variance</i>	0,0001653	0,0001672
375	<i>Mean</i>	-0,0427930	0,0513164
	<i>Variance</i>	0,0001230	0,0001899
500	<i>Mean</i>	-0,0441066	0,0494409
	<i>Variance</i>	9,0683e-05	0,0002283

Berdasarkan perbedaan tingkat risiko masing-masing perusahaan, maka seorang investor dapat memilih perusahaan mana yang lebih memberikan keuntungan. Hubungan *return* saham dengan tingkat risiko saham berbanding lurus. Semakin tinggi risiko saham maka *return* yang diterima juga tinggi, begitu pula sebaliknya.

4.5 Perbandingan Estimasi Risiko dan *Profit* dengan *Expected Shortfall*

Berdasarkan hasil estimasi VaR kelima perusahaan, untuk mengetahui akurasi VaR dan CVaR yang telah diperoleh, dapat diketahui dengan *backtesting* dengan *Expected Shortfall* (ES).

Hasil dari *expected shortfall* VaR dan CVaR menggunakan dua pendekatan, yaitu ARMA GARCH dengan penambahan variabel eksogen, yaitu kurs IDR/USD dan IHSG pada CVaR dan pendekatan ARMAX GARCHX dengan menggunakan kuantil 5%.

a) ARMA GARCH

Berikut ini merupakan hasil *expected shortfall* risiko dan *profit* pada VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH. Tabel 4.57 merupakan gabungan hasil dari estimasi risiko antara VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH yang digabung menjadi satu yang bertujuan untuk melihat lebih baik mana antara VaR dan CVaR di setiap *window* untuk melakukan sebuah investasi.

Dapat diketahui bahwa hasil estimasi risiko pada VaR relatif sama, hal ini dikarenakan kondisi VaR yang bersifat simetris. Sedangkan CVaR tidak bersifat tersebut. Perbandingan hasil estimasi VaR dan CVaR untuk risiko pada kelima perusahaan tidak berbeda jauh. Estimasi risiko memiliki selisih terhadap nilai kuantil 5% yang tidak terlalu jauh, yang berarti estimasi VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH pada kelima perusahaan tersebut memberikan hasil yang cukup akurat.

Tabel 4.57 Hasil Estimasi Risiko dengan VaR dan CVaR Pendekatan ARMA GARCH

Saham	Risiko		VaR		CVaR	
	Window	Loss	ES	Loss	ES	
BSDE	250	98	6,44%	84	6,60%	
	375	75	5,37%	69	6,75%	
	500	66	5,19%	35	4,53%	
CTRA	250	77	5,06%	102	8,02%	
	375	79	5,66%	59	5,77%	
	500	49	3,86%	34	4,40%	
LPKR	250	79	5,19%	75	7,34%	
	375	61	4,36%	62	6,91%	
	500	63	4,95%	39	5,05%	
PWON	250	69	4,53%	61	5,97%	
	375	78	5,58%	43	4,79%	
	500	65	5,11%	29	3,76%	
SMRA	250	105	6,90%	65	6,36%	
	375	90	6,45%	47	5,21%	
	500	79	6,22%	37	4,79%	

Pada *window* 250 dapat diketahui bahwa VaR lebih baik digunakan daripada CVaR. Hal ini ditunjukkan dengan nilai ES pada *window* 250 yang selalu lebih baik daripada CVaR. Pada *window* 375 menunjukkan bahwa VaR juga lebih baik digunakan dibanding CVaR karena tiga dari lima perusahaan, yaitu BSDE, CTRA, dan LPKR memiliki nilai ES yang lebih baik dari CVaR. Sedangkan pada *window* 500 juga menunjukkan bahwa VaR pada tiga perusahaan, yaitu BSDE, LPKR, dan PWON lebih konsisten untuk digunakan dalam mengestimasi risiko daripada dengan CVaR karena nilai ES lebih mendekati dengan kuantil 5%.

Pada Tabel 4.58 merupakan gabungan hasil dari estimasi *profit* antara VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH yang digabung menjadi satu yang bertujuan untuk melihat lebih baik mana antara VaR dan CVaR di setiap *window* untuk melakukan sebuah investasi.

Tabel 4.58 Hasil Estimasi *Profit* dengan VaR dan CVaR Pendekatan ARMA GARCH

Saham	<i>Profit</i>		VaR		CVaR	
	<i>Window</i>	<i>Loss</i>	ES	<i>Loss</i>	ES	
BSDE	250	103	6,77%	76	5,97%	
	375	94	6,73%	61	4,99%	
	500	66	5,19%	31	4,02%	
CTRA	250	86	5,65%	72	5,66%	
	375	76	5,44%	60	5,87%	
	500	65	5,11%	36	4,66%	
LPKR	250	86	5,65%	67	6,56%	
	375	72	5,15%	47	5,24%	
	500	62	4,87%	42	5,44%	
PWON	250	95	6,24%	68	6,66%	
	375	102	7,30%	49	5,46%	
	500	89	7,00%	29	3,76%	
SMRA	250	109	7,17%	72	7,05%	
	375	99	7,09%	49	5,43%	
	500	94	7,40%	34	4,40%	

Perbandingan hasil estimasi VaR dan CVaR pada kelima perusahaan tidak berbeda jauh. Estimasi *profit* memiliki selisih terhadap nilai kuantil 5% yang tidak terlalu jauh, yang berarti estimasi VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH pada kelima perusahaan tersebut memberikan hasil yang cukup akurat.

Pada *window* 250 dapat diketahui bahwa dalam mengestimasi *profit*, VaR lebih baik digunakan daripada CVaR. Hal ini ditunjukkan dengan nilai ES pada *window* 250 yang lebih baik daripada CVaR pada tiga dari lima perusahaan, yaitu CTRA, LPKR, dan PWON. Pada *window* 375 menunjukkan bahwa metode CVaR lebih baik digunakan dibanding VaR karena tiga dari lima perusahaan, yaitu BSDE, PWON, dan SMRA memiliki nilai ES yang lebih baik dari VaR. Sedangkan pada *window* 500 menunjukkan bahwa VaR pada tiga perusahaan, yaitu BSDE, CTRA, dan LPKR lebih konsisten untuk digunakan dalam mengestimasi *profit* daripada dengan CVaR karena nilai ES lebih mendekati dengan kuantil 5%.

b) ARMAX GARCHX

Hasil *expected shortfall* dengan pendekatan ARMAX GARCHX ada pada Tabel 4.59 yang merupakan gabungan hasil dari estimasi risiko antara VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX yang digabung menjadi satu yang bertujuan untuk melihat lebih baik mana antara VaR dan CVaR di setiap *window* untuk melakukan sebuah investasi. Perbandingan hasil estimasi VaR dan CVaR pada kelima perusahaan tidak berbeda jauh. Estimasi risiko memiliki selisih terhadap nilai kuantil 5% yang tidak terlalu jauh, yang berarti estimasi VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX pada kelima perusahaan tersebut memberikan hasil yang cukup akurat.

Pada *window* 250 dapat diketahui bahwa dalam mengestimasi risiko, VaR lebih baik digunakan daripada CVaR. Hal ini ditunjukkan dengan nilai ES pada *window* 250 yang lebih baik daripada CVaR pada tiga dari lima perusahaan, yaitu CTRA,

PWON, dan SMRA. Pada *window* 375 juga menunjukkan bahwa metode VaR lebih baik digunakan dibanding CVaR karena tiga dari lima perusahaan, yaitu BSDE, LPKR, dan PWON memiliki nilai ES yang lebih baik dari VaR.

Tabel 4.59 Hasil Estimasi Risiko dengan VaR dan CVaR Pendekatan ARMAX GARCHX

Saham	Risiko <i>Window</i>	VaR		CVaR	
		<i>Loss</i>	ES	<i>Loss</i>	ES
BSDE	250	115	7,56%	73	5,74%
	375	61	4,37%	58	5,68%
	500	57	4,48%	40	5,18%
CTRA	250	63	4,14%	91	7,15%
	375	51	3,65%	57	5,58%
	500	38	3,00%	37	4,80%
LPKR	250	156	10,26%	81	6,37%
	375	64	4,58%	67	6,56%
	500	70	5,51%	35	3,50%
PWON	250	71	4,67%	83	6,53%
	375	79	5,66%	66	6,46%
	500	66	5,19%	27	3,50%
SMRA	250	65	4,27%	91	7,15%
	375	61	4,37%	72	4,93%
	500	80	6,29%	38	4,93%

Sedangkan pada *window* 500 menunjukkan bahwa CVaR pada tiga perusahaan, yaitu BSDE, CTRA, dan SMRA lebih konsisten untuk digunakan dalam mengestimasi risiko daripada dengan VaR karena nilai ES lebih mendekati dengan kuantil 5%.

Tabel 4.60 merupakan gabungan hasil dari estimasi *profit* antara VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX yang digabung menjadi satu yang bertujuan untuk melihat lebih baik mana antara VaR dan CVaR di setiap *window* untuk melakukan sebuah investasi. Perbandingan hasil estimasi *profit* dengan VaR dan CVaR pada kelima perusahaan tidak berbeda jauh. Estimasi *profit* memiliki selisih terhadap nilai kuantil 5% yang tidak terlalu jauh, yang berarti estimasi VaR dan CVaR dengan

pendekatan ARMAX GARCHX pada kelima perusahaan tersebut memberikan hasil yang cukup akurat.

Tabel 4.60 Hasil Estimasi *Profit* dengan VaR dan CVaR Pendekatan ARMAX GARCHX

Saham	<i>Profit</i>		VaR		CVaR	
	<i>Window</i>	<i>Loss</i>	ES	<i>Loss</i>	ES	
BSDE	250	138	9,07%	76	5,97%	
	375	70	5,01%	61	4,99%	
	500	62	4,88%	31	4,02%	
CTRA	250	70	4,60%	72	5,66%	
	375	69	4,94%	60	5,87%	
	500	52	4,09%	36	4,66%	
LPKR	250	158	10,39%	67	6,56%	
	375	79	5,66%	47	5,24%	
	500	79	6,22%	42	5,44%	
PWON	250	89	5,85%	68	6,66%	
	375	101	7,23%	49	5,46%	
	500	95	7,47%	29	3,76%	
SMRA	250	84	5,52%	72	7,05%	
	375	68	4,87%	49	5,43%	
	500	103	8,10%	34	4,40%	

Pada *window* 250 dapat diketahui bahwa dalam mengestimasi *profit*, VaR lebih baik digunakan daripada CVaR. Hal ini ditunjukkan dengan nilai ES pada *window* 250 yang lebih baik daripada CVaR pada tiga dari lima perusahaan, yaitu CTRA, PWON, dan SMRA. Pada *window* 375 juga menunjukkan bahwa metode VaR lebih baik digunakan dibanding VaR karena tiga dari lima perusahaan, yaitu BSDE, CTRA, dan SMRA memiliki nilai ES yang lebih baik dari CVaR. Sedangkan pada *window* 500 menunjukkan bahwa CVaR pada empat perusahaan, yaitu CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA lebih konsisten untuk digunakan dalam mengestimasi *profit* daripada dengan VaR karena nilai ES lebih mendekati dengan kuantil 5%.

4.6 Duration Test

Model VaR atau CVaR harusnya memiliki sifat *memoryless* antara risiko satu dengan lainnya, karena apabila terjadinya risiko ke-*i* dipengaruhi risiko sebelumnya dalam suatu model maka akan timbul sebuah permasalahan seperti semakin tingginya risiko yang terjadi pada model yang digunakan. Berikut adalah hasil dari *duration test* pada saham sub sektor properti dan *real estate* dengan pendekatan ARMA GARCH dan ARMAX GARCHX.

a) ARMA GARCH

Pada perusahaan sub sektor properti dan *real estate* akan dijelaskan *duration test* pada metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH ada pada Tabel 4.61.

Tabel 4.61 Hasil *Duration Test* untuk Risiko dengan ARMA GARCH

Risiko		VaR		CVaR	
Saham	Window	LR	Keputusan	LR	Keputusan
BSDE	250	0,6155	Gagal Tolak H_0	0,9534	Gagal Tolak H_0
	375	0,3682	Gagal Tolak H_0	0,6766	Gagal Tolak H_0
	500	0,4635	Gagal Tolak H_0	0,5552	Gagal Tolak H_0
CTRA	250	0,2924	Gagal Tolak H_0	0,2853	Gagal Tolak H_0
	375	0,48984	Gagal Tolak H_0	0,3036	Gagal Tolak H_0
	500	0,4948	Gagal Tolak H_0	0,1821	Gagal Tolak H_0
LPKR	250	0,9012	Gagal Tolak H_0	0,7346	Gagal Tolak H_0
	375	0,6985	Gagal Tolak H_0	0,5936	Gagal Tolak H_0
	500	0,7635	Gagal Tolak H_0	0,3573	Gagal Tolak H_0
PWON	250	0,5816	Gagal Tolak H_0	0,3696	Gagal Tolak H_0
	375	0,3375	Gagal Tolak H_0	0,1979	Gagal Tolak H_0

	500	0,7635	Gagal Tolak H_0	0,3449	Gagal Tolak H_0
	250	0,9170	Gagal Tolak H_0	0,2101	Gagal Tolak H_0
SMRA	375	0,6033	Gagal Tolak H_0	0,0716	Gagal Tolak H_0
	500	0,6777	Gagal Tolak H_0	0,7619	Gagal Tolak H_0

Keterangan : LR = *Likelihood Ratio*

Berdasarkan Tabel 4.61 dapat diketahui bahwa dengan metode VaR pendekatan ARMA GARCH untuk kelima perusahaan sub sektor properti dan *real estate* menghasilkan keputusan gagal tolak H_0 pada semua *window*. Hal ini berarti durasi antar kejadian risiko memiliki sifat *memoryless* atau tidak terdapat pengaruh terjadinya risiko pada saat ke- t dengan risiko sebelumnya. Sedangkan dengan metode CVaR pendekatan ARMA GARCH menghasilkan keputusan yang sama pula dengan metode VaR.

Risiko tidak dipengaruhi oleh periode sebelumnya, sama halnya dengan *profit*. Berdasarkan Tabel 4.62 dapat diketahui bahwa metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH untuk kelima perusahaan dan semua *window* yang menghasilkan keputusan gagal tolak H_0 . Hal ini berarti bahwa tidak terdapat pengaruh di *profit* pada saat ke- t dengan *profit* sebelumnya.

Tabel 4.62 Hasil *Duration Test* untuk *Profit* dengan ARMA GARCH

<i>Profit</i>		VaR		CVaR	
Saham	<i>Window</i>	LR	Keputusan	LR	Keputusan
BSDE	250	0,1991	Gagal Tolak H_0	0,1187	Gagal Tolak H_0
	375	0,7255	Gagal Tolak H_0	0,9666	Gagal Tolak H_0
	500	0,7385	Gagal Tolak H_0	0,7362	Gagal Tolak H_0
CTRA	250	0,8247	Gagal Tolak H_0	0,5441	Gagal Tolak H_0
	375	0,4554	Gagal Tolak H_0	0,8367	Gagal Tolak H_0
	500	0,4386	Gagal Tolak H_0	0,6172	Gagal Tolak H_0
LPKR	250	0,3577	Gagal Tolak H_0	0,3792	Gagal Tolak H_0
	375	0,1301	Gagal Tolak H_0	0,5138	Gagal Tolak H_0
	500	0,7498	Gagal Tolak H_0	0,2306	Gagal Tolak H_0

PWON	250	0,6865	Gagal Tolak H_0	0,6307	Gagal Tolak H_0
	375	0,0683	Gagal Tolak H_0	0,3100	Gagal Tolak H_0
	500	0,1252	Gagal Tolak H_0	0,3075	Gagal Tolak H_0
SMRA	250	0,6776	Gagal Tolak H_0	0,7312	Gagal Tolak H_0
	375	0,0673	Gagal Tolak H_0	0,9627	Gagal Tolak H_0
	500	0,2234	Gagal Tolak H_0	0,7930	Gagal Tolak H_0

Keterangan : LR = *Likelihood Ratio*

Untuk melihat rata-rata terjadinya risiko berdasarkan durasi, maka dilakukan estimasi terhadap durasi pada distribusi Weibull dengan parameter yang telah didapatkan sebelumnya. Berikut adalah hasil perhitungan nilai ekspektasi dari durasi atau $E(D)$ pada metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMA GARCH.

Berdasarkan Tabel 4.63 dapat diketahui bahwa jumlah *window* tidak mempengaruhi rata-rata durasi terjadinya risiko. Semakin kecil durasi antar kerugian, maka perusahaan tersebut semakin mengalami kerugian. Jika perusahaan sering mengalami kerugian, tidak selalu perusahaan tersebut mengalami tingkat kerugian yang besar.

Dengan menggunakan metode VaR di *window* 500, perusahaan BSDE memiliki rata-rata durasi antar risiko paling kecil dibandingkan dengan keempat perusahaan lainnya, yaitu sebesar $19,497 \approx 20$ hari. Hal ini berarti BSDE lebih sering mengalami kerugian pada *window* tersebut. Jika dilihat pada Tabel 4.22, BSDE memiliki tingkat kerugian maksimum 95% sebesar Rp35.817.100,- yang mana angka kerugian ini merupakan urutan ketiga terkecil (atau berada di tengah-tengah) dari lima perusahaan. BSDE sering mengalami kerugian pada *window* 500 tetapi tingkat kerugiannya tidak terlalu besar jika dibandingkan dengan perusahaan yang lain.

Tabel 4.63 Hasil $E(D)$ untuk Risiko dengan ARMA GARCH

Saham	Risiko	VaR	CVaR
	<i>Window</i>	$E(D)$	$E(D)$
BSDE	250	15,663	18,654
	375	18,837	17,013

	500	19,497	20,969
	250	19,882	10,794
CTRA	375	18,041	11,431
	500	26,565	12,326
	250	19,494	18,661
LPKR	375	23,292	22,918
	500	20,526	24,547
	250	22,683	13,565
PWON	375	18,17	12,719
	500	19,867	13,405
	250	14,576	13,556
SMRA	375	15,666	13,047
	500	23,414	13,989

Pada Tabel 4.63 di *window* 375 dengan metode CVaR, perusahaan CTRA memiliki rata-rata durasi antar risiko paling kecil, yaitu sebesar $11,431 \approx 12$ hari. Hal ini berarti pada *window* tersebut, CTRA yang lebih sering mengalami kerugian. Jika dilihat pada Tabel 4.23, CTRA memiliki tingkat kerugian maksimum 95% sebesar Rp45.873.300,- yang mana angka kerugian ini merupakan urutan pertama terbesar dari lima perusahaan. CTRA lebih sering mengalami kerugian pada *window* 375 dan tingkat kerugiannya paling besar jika dibandingkan dengan perusahaan yang lain.

Tabel 4.64 Hasil E(D) untuk *Profit* dengan ARMA GARCH

<i>Profit</i>		VaR	CVaR
Saham	<i>Window</i>	E(D)	E(D)
	250	14,873	17,200
BSDE	375	13,564	17,274
	500	19,557	18,776
	250	17,883	10,693
CTRA	375	18,727	11,083
	500	19,853	11,038
	250	17,895	16,728
LPKR	375	19,777	19,010
	500	20,847	21,933

	250	16,188	15,125
PWON	375	13,819	13,028
	500	14,394	13,240
	250	14,084	11,073
SMRA	375	14,276	11,583
	500	13,624	11,204

Berdasarkan Tabel 4.63 dapat diketahui bahwa jumlah *window* tidak mempengaruhi rata-rata durasi terjadinya *profit*. Semakin kecil durasi antar *profit*, maka perusahaan tersebut semakin mengalami keuntungan. Jika perusahaan tersebut sering mengalami keuntungan, tidak selalu perusahaan tersebut mengalami tingkat keuntungan yang besar pula.

Dengan menggunakan metode VaR di *window* 500, perusahaan CTRA memiliki rata-rata durasi antar *profit* terbesar kedua dibandingkan dengan perusahaan lainnya, yaitu sebesar $19,853 \approx 20$ hari. Hal ini berarti CTRA merupakan perusahaan yang paling jarang mengalami keuntungan pada *window* tersebut. Jika dilihat pada Tabel 4.23, CTRA memiliki tingkat *profit* maksimum 95% sebesar Rp43.113.600,- yang mana angka *profit* ini merupakan urutan pertama yang terbesar dari lima perusahaan. CTRA paling lama mengalami keuntungan pada *window* 500 tetapi tingkat keuntungannya paling besar jika dibandingkan dengan perusahaan yang lain.

Berdasarkan nilai estimasi *profit* dengan metode terbaik VaR atau CVaR menggunakan pendekatan ARMA GARCH yang tersaji pada Tabel 4.58, perusahaan BSDE memiliki rata-rata terjadinya *profit* yang terbaik ialah setiap $17,2 \approx 18$ hari pada *window* 250. Untuk perusahaan LPKR yaitu ada pada *window* 250 dengan rata-rata terjadinya *profit* ialah setiap $17,895 \approx 18$ hari. Selanjutnya pada PWON rata-rata terjadinya *profit* yang terbaik ialah setiap $13,028 \approx 14$ hari pada *window* 375. Sedangkan pada perusahaan SMRA, yaitu ada pada *window* 250 dengan rata-rata terjadinya *profit* ialah setiap $11,073 \approx 12$ hari.

b) ARMAX GARCHX

Pada perusahaan sub sektor properti dan *real estate* akan dijelaskan duration test pada metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX ada pada Tabel 4.65.

Berdasarkan Tabel 4.65 dapat diketahui bahwa dengan metode VaR dan CVaR pendekatan ARMAX GARCHX untuk kelima perusahaan sub sektor properti dan *real estate* menghasilkan keputusan gagal tolak H_0 pada semua *window*. Hal ini berarti durasi antar kejadian memiliki sifat *memoryless* atau tidak terdapat pengaruh terjadinya risiko pada saat ke- t dengan risiko sebelumnya.

Tabel 4.65 Hasil *Duration Test* untuk Risiko dengan ARMAX GARCHX

Risiko		VaR		CVaR	
Saham	Window	LR	Keputusan	LR	Keputusan
BSDE	250	0,5969	Gagal Tolak H_0	0,7434	Gagal Tolak H_0
	375	0,1702	Gagal Tolak H_0	0,3682	Gagal Tolak H_0
	500	0,1967	Gagal Tolak H_0	0,3136	Gagal Tolak H_0
CTRA	250	0,2924	Gagal Tolak H_0	0,2088	Gagal Tolak H_0
	375	0,4898	Gagal Tolak H_0	0,2887	Gagal Tolak H_0
	500	0,5605	Gagal Tolak H_0	0,3659	Gagal Tolak H_0
LPKR	250	0,9412	Gagal Tolak H_0	0,4257	Gagal Tolak H_0
	375	0,1306	Gagal Tolak H_0	0,7668	Gagal Tolak H_0
	500	0,0562	Gagal Tolak H_0	0,9615	Gagal Tolak H_0
PWON	250	0,358	Gagal Tolak H_0	0,7178	Gagal Tolak H_0
	375	0,1757	Gagal Tolak H_0	0,3243	Gagal Tolak H_0
	500	0,3569	Gagal Tolak H_0	0,8029	Gagal Tolak H_0
SMRA	250	0,917	Gagal Tolak H_0	0,1684	Gagal Tolak H_0
	375	0,2008	Gagal Tolak H_0	0,0765	Gagal Tolak H_0
	500	0,2082	Gagal Tolak H_0	0,8693	Gagal Tolak H_0

Keterangan : LR = *Likelihood Ratio*

Pada Tabel 4.66 dapat diketahui bahwa metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX untuk kelima perusahaan dan semua *window* yang menghasilkan keputusan gagal tolak H_0 . Hal ini berarti bahwa tidak terdapat pengaruh di *profit* pada saat ke- t dengan *profit* sebelumnya. Sedangkan pada BSDE dan PWON di *window* 250 menghasilkan keputusan tolak

H_0 . Hal ini berarti VaR dan CVaR pada *window* tersebut tidak bersifat *memoryless* atau terdapat pengaruh ketika terjadinya *profit* pada saat ke- t dengan *profit* sebelumnya.

Tabel 4.66 Hasil *Duration Test* untuk Profit dengan ARMAX GARCHX

<i>Profit</i>		VaR		CVaR	
Saham	<i>Window</i>	LR	Keputusan	LR	Keputusan
BSDE	250	0,0443	Tolak H_0	0,4314	Gagal Tolak H_0
	375	0,9463	Gagal Tolak H_0	0,7551	Gagal Tolak H_0
	500	0,7679	Gagal Tolak H_0	0,4894	Gagal Tolak H_0
CTRA	250	0,4173	Gagal Tolak H_0	0,9685	Gagal Tolak H_0
	375	0,1267	Gagal Tolak H_0	0,5445	Gagal Tolak H_0
	500	0,699	Gagal Tolak H_0	0,8361	Gagal Tolak H_0

Tabel 4.66 Lanjutan

<i>Profit</i>		VaR		CVaR	
Saham	<i>Window</i>	LR	Keputusan	LR	Keputusan
LPKR	250	0,2356	Gagal Tolak H_0	0,2271	Gagal Tolak H_0
	375	0,4247	Gagal Tolak H_0	0,6575	Gagal Tolak H_0
	500	0,7403	Gagal Tolak H_0	0,9201	Gagal Tolak H_0
PWON	250	0,9122	Gagal Tolak H_0	0,0082	Tolak H_0
	375	0,1309	Gagal Tolak H_0	0,9402	Gagal Tolak H_0
	500	0,5079	Gagal Tolak H_0	0,3344	Gagal Tolak H_0
SMRA	250	0,5729	Gagal Tolak H_0	0,8402	Gagal Tolak H_0
	375	0,5111	Gagal Tolak H_0	0,5442	Gagal Tolak H_0
	500	0,3702	Gagal Tolak H_0	0,6941	Gagal Tolak H_0

Keterangan : LR = *Likelihood Ratio*

Untuk melihat rata-rata terjadinya risiko berdasarkan durasi, maka dilakukan estimasi terhadap durasi pada distribusi Weibull dengan parameter yang telah didapatkan sebelumnya. Berikut adalah hasil perhitungan $E(D)$ pada metode VaR dan CVaR dengan pendekatan ARMAX GARCHX.

Tabel 4.67 Hasil $E(D)$ untuk Risiko dengan ARMAX GARCHX

Risiko		VaR	CVaR
Saham	<i>Window</i>	$E(D)$	$E(D)$
BSDE	250	13,333	22,279
	375	23,317	18,837

	500	22,856	20,931
	250	19,977	12,275
CTRA	375	17,873	11,29
	500	28,396	12,686
	250	9,827	20,809
LPKR	375	22,181	22,208
	500	18,429	20,329
	250	21,789	15,515
PWON	375	17,862	13,101
	500	19,578	15,387
	250	14,638	16,064
SMRA	375	23,267	13,234
	500	16,057	15,049

Sama seperti menggunakan pendekatan ARMA GARCH, berdasarkan Tabel 4.67 dapat diketahui bahwa jumlah *window* tidak mempengaruhi rata-rata durasi terjadinya risiko. Semakin kecil durasi antar kerugian, maka perusahaan tersebut semakin mengalami kerugian. Jika perusahaan tersebut sering mengalami kerugian, tidak selalu perusahaan tersebut mengalami tingkat kerugian yang besar.

Dengan menggunakan metode VaR di *window* 250, perusahaan LPKR memiliki rata-rata durasi antar risiko paling kecil dibandingkan dengan keempat perusahaan lainnya, yaitu sebesar $9,927 \approx 10$ hari. Hal ini berarti LPKR lebih sering mengalami kerugian pada *window* tersebut. Jika dilihat pada Tabel 4.49, LPKR memiliki tingkat kerugian maksimum 95% sebesar Rp27.260.300,- yang mana angka kerugian ini merupakan urutan pertama yang terkecil dari lima perusahaan. LPKR lebih sering mengalami kerugian pada periode 250 tetapi tingkat kerugiannya paling kecil jika dibandingkan dengan perusahaan yang lain. Begitu pula dengan perusahaan yang lainnya.

Berdasarkan Tabel 4.68 dapat diketahui bahwa jumlah *window* tidak mempengaruhi rata-rata durasi terjadinya *profit*. Semakin kecil durasi antar *profit*, maka perusahaan tersebut semakin mengalami keuntungan. Jika perusahaan tersebut sering

mengalami keuntungan, tidak selalu perusahaan tersebut mengalami tingkat keuntungan yang besar pula.

Dengan menggunakan metode VaR di *window* 250, perusahaan CTRA memiliki rata-rata durasi antar *profit* paling besar dibandingkan dengan keempat perusahaan lainnya, yaitu sebesar $21,994 \approx 22$ hari. Hal ini berarti CTRA merupakan perusahaan yang paling jarang mengalami keuntungan pada *window* tersebut. Jika dilihat pada Tabel 4.48, CTRA memiliki tingkat *profit* maksimum 95% sebesar Rp50.910.000,- yang mana angka *profit* ini merupakan urutan pertama yang terbesar dari lima perusahaan. CTRA paling lama mengalami keuntungan pada *window* 250 tetapi tingkat keuntungannya paling besar jika dibandingkan dengan perusahaan yang lain.

Tabel 4.68 Hasil E(D) untuk *Profit* dengan ARMAX GARCHX

Saham	<i>Profit</i>	VaR	CVaR
	<i>Window</i>	E(D)	E(D)
BSDE	250	11,106	17,153
	375	20,265	15,89
	500	20,819	18,345
CTRA	250	21,994	10,156
	375	20,401	10,786
	500	18,459	10,233
LPKR	250	9,699	18,643
	375	17,864	19,66
	500	16,311	19,282
PWON	250	17,292	14,338
	375	13,879	13,634
	500	13,529	12,877
SMRA	250	18,292	10,571
	375	20,823	11,337
	500	12,446	10,392

Berdasarkan nilai estimasi *profit* dengan metode terbaik VaR atau CVaR menggunakan pendekatan ARMAX GARCHX yang tersaji pada Tabel 4.68, perusahaan BSDE memiliki rata-rata terjadinya *profit* yang terbaik ialah setiap $11,106 \approx 12$ hari

pada *window* 250. Pada perusahaan CTRA, yaitu setiap $10,156 \approx 11$ hari pada *window* 250. Untuk perusahaan LPKR yaitu ada pada *window* 250 pula dengan rata-rata terjadinya *profit* ialah setiap $9,699 \approx 10$ hari. Selanjutnya pada PWON rata-rata terjadinya *profit* yang terbaik ialah setiap $12,877 \approx 13$ hari pada *window* 500. Sedangkan pada perusahaan SMRA, yaitu ada pada *window* 250 dengan rata-rata terjadinya *profit* ialah setiap $10,571 \approx 11$ hari.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Nilai *return* saham yang tertinggi adalah saham perusahaan CTRA, yang berarti tingkat keuntungan maksimum perusahaan CTRA lebih tinggi dari perusahaan yang lainnya. Return saham kelima perusahaan cenderung negatif pada hari Senin yang menunjukkan terjadinya fenomena *Monday Effect*. Pada umumnya *return* tertinggi di-peroleh pada hari-hari menjelang libur (hari Jumat) hal ini disebabkan oleh faktor psikologis investor yang mendorong untuk melakukan transaksi.
2. Pola pergerakan kurs IDR/USD dari hari ke hari cenderung mengalami peningkatan
3. Hasil dari pemodelan *return* saham dengan ARMA GARCH, yaitu :
 - a. Perhitungan VaR dengan kuantil 5% dan menggunakan *window* 250 selalu menghasilkan tingkat kerugian dan keuntungan yang maksimum. Perusahaan CTRA memiliki nilai VaR yang paling tinggi daripada keempat perusahaan lainnya. Hal ini berarti bahwa CTRA memiliki tingkat kerugian dan keuntungan yang maksimum. Kemudian peringkat tertinggi selanjutnya ialah BSDE, PWON, SMRA, dan LPKR.
 - b. Estimasi nilai CVaR pada perusahaan CTRA, LPKR, dan PWON jika menggunakan *window* 500 memberikan tingkat keuntungan yang maksimum. Sedangkan pada perusahaan BSDE dapat menggunakan *window* 250.
4. Hasil dari pemodelan *return* saham dengan ARMAX GARCHX, yaitu :
 - a. Perhitungan VaR dengan kuantil 5% dan menggunakan *window* 375 menghasilkan tingkat kerugian dan keuntungan

yang maksimum pada perusahaan BSDE, CTRA, dan LPKR. Sedangkan pada perusahaan PWON dan SMRA dapat menggunakan *window* 250. Peringkat perusahaan yang memiliki nilai VaR tertinggi hingga terendah ialah CTRA, SMRA, PWON, BSDE, dan LPKR.

- b. Estimasi nilai CVaR pada perusahaan CTRA, LPKR, dan PWON jika menggunakan *window* 500 memberikan tingkat keuntungan yang maksimum karena memiliki nilai *expected shortfall* yang lebih dekat dengan kuantilnya. Sedangkan pada perusahaan BSDE dapat menggunakan *window* 250 dan SMRA dapat menggunakan *window* 375.
5. Hasil dari perbandingan estimasi risiko dan *profit*, yaitu :
 - a. Metode VaR dengan pendekatan ARMA GARCH memiliki hasil bahwa estimasi risiko dan *profit* bernilai relatif sama. Hal ini dikarenakan kondisi VaR yang bersifat simetris. Sedangkan CVaR tidak bersifat tersebut. Untuk *window* 250, 375, dan 500 metode VaR selalu lebih baik digunakan karena lebih konsisten memiliki nilai *expected shortfall* yang terdekat dengan kuantilnya. Perbandingan hasil estimasi risiko dan *profit* VaR dan CVaR pada kelima perusahaan tidak berbeda jauh, yang berarti bahwa hasil yang diberikan cukup akurat.
 - b. Metode VaR dan CVaR pendekatan ARMAX GARCHX memiliki hasil yang hampir sama seperti menggunakan pendekatan ARMA GARCH, yaitu pada *window* 250 dan 375, metode VaR lebih baik digunakan karena memiliki nilai *expected shortfall* yang lebih dekat dengan kuantilnya. Sedangkan pada *window* 500, metode CVaR lebih baik.
 6. Durasi antar kejadian risiko memiliki sifat *memoryless* atau tidak terdapat pengaruh terjadinya risiko pada saat ke- t dengan risiko sebelumnya. Begitu pula dengan durasi antar kejadian di *profit* yang memiliki sifat *memoryless*. Dengan pendekatan ARMA GARCH maupun ARMAX GARCHX, perusahaan CTRA memiliki durasi terjadinya *profit* paling rendah, yang berarti bahwa perusahaan tersebut merupakan

perusahaan yang jarang mengalami keuntungan tetapi jika dilihat dari nilai estimasi risiko dan *profitnya*, CTRA merupakan perusahaan dengan tingkat keuntungan tertinggi daripada keempat perusahaan lainnya.

5.2 Saran

Menggunakan pendekatan ARMA GARCH maupun ARMAX GARCHX menghasilkan nilai estimasi yang tidak jauh berbeda. Metode yang lebih kompleks belum tentu lebih baik digunakan daripada menggunakan metode yang sederhana, karena jika dengan menambahkan analisa yang lebih kompleks, tidak signifikan menaikkan nilai *expected shortfall*. Variabel eksogen yang berpengaruh terhadap *return* saham memiliki pengaruh pada hari yang sama, sehingga dalam penelitian selanjutnya lebih baik menggunakan variabel eksogen pada saat ke- t sama seperti dengan data *returnnya*. Untuk investor dapat menanamkan modalnya pada CTRA jika menginginkan keuntungan yang besar tetapi dengan risiko yang besar pula meskipun dengan rata-rata durasi *profit* yang paling lama.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

- Adiningsih, S. (1998). *Perangkat Analisis dan Teknik Analisis Investasi di Pasar Modal Indonesia*. Jakarta: PT. Bursa Efek Jakarta.
- Apergis, N., & Rezitis, A. (2011). Food Price Volatility and Macroeconomic Faktors: Evidence from GARCH and GARCH-X Estimates. *Journal of Agricultural and Aplied Economics* (43).
- Candelon, B., Colletaz, G., Hurlin, C., & Tokpavi, S. (2008). Bcktesting Value at Risk: A GMM Duration Based Test. *Journal of Financial Econometrics* .
- Chan, N. H., & Wong, H. Y. (2015). *Simulation Techniques n Financial Risk Management, Second Edition*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons Inc.
- Chao, S.-K., Hardle, W. K., & Wang, W. (2012). Quantile Regression in Risk Calibration. *SFB 649 Discussion Paper*.
- Christoffersen, P., & Pelletier, D. (2003). Backtesting Value-at-Risk: A Duration-Based Approach. *Journal of Financial Econometrics* .
- Daniel, W. W. (1989). *Statistika Nonparametrik Terapan*. Alih Bahasa: Alex Tri Kantjono W. Jakarta: PT. Gramedia.
- Darmadji, & Fakhruddin. (2011). In *Pasar Modal di Indonesia*. Jakarta: Salemba Empat.
- Dharmawan, K. (2014). *Estimasi Nilai Value at Risk Portofolio Menggunakan Metode t-Copula*. Bali: Universitas Udayana.
- Faoriko, A. (2013). Pengaruh Inflasi, Suku Bunga, dan Nilai Tukar Rupiah terhadap Return Saham di Bursa Efek Indonesia. *Journal UNY* .
- Ghalanos, A. (2015). Introduction to the rugarch package (Version 1.3-1).

- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics* 4th Edition. New York: The McGraw-Hill Companies.
- Han, H., & Kristensen, D. (2013). Asymptotic Theory for the QMLE in GARCH-X Models With Stationary and Nonstationary Covariates. *Journal of Business and Economics Statistics* .
- Handayani, D. (2017). *Analisis VaR dengan Pendekatan ARMAX-GARCHX untuk Mengestimasi Risiko Return Saham pada Perusahaan Sub Sektor Property dan Real Estate*. Surabaya: ITS.
- Hwang, S., & Satchell, S. (2001). GARCH Model with Cross-Sectional Volatility; GARCHX Models. *Financial Econometrics Research Centre* .
- Hyndman, R. J. (2010, October 4). *The ARIMAX model muddle*. Retrieved January 29, 2017, from HYNDSIGHT: <http://robjhyndman.com/hyndsight/arimax/>
- Jogiyanto. (2009). *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*. Yogyakarta: PT. BPEE.
- Kemenkeu. (2016, April). *Wawancara Eksklusif Menteri Keuangan Tentang Tax Amnesty*. Retrieved January 30, 2017, from kemenkeu.go.id: <http://www.kemenkeu.go.id/taxamnesty>
- Manganelli, S., & Engle, R. F. (2001). Value at Risk Models in Finance. *Working Paper no 75 European Central Bank (ECB) Germany* .
- Nastiti, W. K. (2016). *Estimasi Risiko Investasi Saham Perusahaan Sektor Telekomunikasi di BEI menggunakan Metode CVaR dan VaR dengan Pendekatan ARMA-GARCH dan EVT*. Surabaya: ITS.
- Nazir, M. (1988). *Metode Penelitian*. Jakarta: Ghalia Indonesia.
- Ramadhan, B. A. (2013). Analisis Perbandingan Metode ARIMA dan Metode GARCH untuk Memprediksi Harga Saham. *Journals of Telkom University* .

- Sahamok. (2015). Retrieved January 30, 2017, from Sahamok: <http://www.sahamok.com/kapitalisasi-pasar-bei/kapitalisasi-pasar-2015/>
- Sudjati, I. L. (2017). *Estimasi Risiko Return Saham Perusahaan SubSektor Konstruksi dan Bangunan Menggunakan Metode Value at Risk dengan Pendekatan ARMAX-GARCHX*. Surabaya: ITS.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, 2nd Edition*. USA: Pearson Educations, Inc.
- Zuhra, F. (2015). *Estimasi Value at Risk Return Portofolio Menggunakan Metode Copula*. Bandung: Universitas Padjajaran.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1

Data Harga Saham Harian *Close* dan *Return* BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA

Tanggal	BSDE	<i>return</i> BSDE	CTRA	<i>return</i> CTRA	LPKR
04/01/2010	807,53	-	490	-	484,851
05/01/2010	798,25	-0,0115	510	0,0408	484,851
06/01/2010	779,68	-0,0233	560	0,0980	475,344
07/01/2010	798,25	0,0238	590	0,0536	475,344
08/01/2010	788,97	-0,0116	640	0,0847	475,344
11/01/2010	788,97	0,0000	620	-0,0313	494,358
12/01/2010	779,68	-0,0118	650	0,0484	522,878
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
22/03/2017	1885,00	0,0272	1265	0,0000	750
23/03/2017	1845,00	-0,0212	1270	0,0040	745
24/03/2017	1865,00	0,0108	1270	0,0000	735
27/03/2017	1840,00	-0,0134	1255	-0,0118	730
29/03/2017	1840,00	0,0000	1240	-0,0120	730
30/03/2017	1860,00	0,0109	1215	-0,0202	730
31/03/2017	1885,00	0,0134	1230	0,0123	725

Tanggal	<i>return</i> LPKR	PWON	<i>return</i> PWON	SMRA	<i>return</i> SMRA
04/01/2010	-	867	-	570	-
05/01/2010	0,0000	867	0,0000	580	0,0175
06/01/2010	-0,0196	858	-0,0111	590	0,0172
07/01/2010	0,0000	848	-0,0112	590	0,0000
08/01/2010	0,0000	858	0,0114	590	0,0000
11/01/2010	0,0400	858	0,0000	590	0,0000
12/01/2010	0,0577	867	0,0112	620	0,0508
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
22/03/2017	0,0067	590	-0,0084	1380	0,0000
23/03/2017	-0,0067	600	0,0169	1370	-0,0072
24/03/2017	-0,0134	600	0,0000	1340	-0,0219
27/03/2017	-0,0068	600	0,0000	1315	-0,0187
29/03/2017	0,0000	620	0,0333	1315	0,0000
30/03/2017	0,0000	595	-0,0403	1335	0,0152
31/03/2017	-0,0068	615	0,0336	1340	0,0037

Lampiran 2

Data Harga Harian Kurs IDR/USD, IHSG, *Return* Kurs IDR/USD, dan *Return* IHSG

Tanggal	KURS	<i>return</i> Kurs	IHSG	<i>return</i> IHSG
Jan 04, 2010	9345		2575,41	
Jan 05, 2010	9320	-0,0026752	2605,28	0,0115958
Jan 06, 2010	9245	-0,0080472	2603,30	-0,00076
Jan 07, 2010	9240	-0,0005408	2586,90	-0,0063005
Jan 08, 2010	9215	-0,0027056	2614,37	0,0106209
Jan 11, 2010	9152,5	-0,0067824	2632,20	0,0068215
Jan 12, 2010	9175	0,0024583	2659,55	0,0103894
Jan 13, 2010	9185	0,0010899	2632,87	-0,0100314
Jan 14, 2010	9165	-0,0021775	2645,18	0,0046751
Jan 15, 2010	9190	0,0027278	2647,09	0,0007218
Jan 18, 2010	9225	0,0038085	2642,55	-0,0017158
Jan 19, 2010	9230	0,000542	2666,07	0,0089016
Jan 20, 2010	9295	0,0070423	2667,27	0,0004483
Jan 21, 2010	9285	-0,0010758	2638,38	-0,0108291
Jan 22, 2010	9315	0,003231	2610,34	-0,0106285
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Mar 08, 2017	13350	0,0002248	5393,7642	-0,0016383
Mar 09, 2017	13386,5	0,0027341	5402,3862	0,0015985
Mar 10, 2017	13379	-0,0005603	5390,6768	-0,0021675
Mar 13, 2017	13356	-0,0017191	5409,3721	0,0034681
Mar 14, 2017	13371,5	0,0011605	5431,585	0,0041064
Mar 15, 2017	13365	-0,0004861	5432,3809	0,0001465
Mar 16, 2017	13348,5	-0,0012346	5518,2412	0,0158053
Mar 17, 2017	13345	-0,0002622	5540,4321	0,0040214
Mar 20, 2017	13313,5	-0,0023604	5533,9922	-0,0011624
Mar 21, 2017	13319	0,0004131	5543,0928	0,0016445
Mar 22, 2017	13329	0,0007508	5534,0928	-0,0016236
Mar 23, 2017	13324,5	-0,0003376	5563,7588	0,0053606
Mar 24, 2017	13326,5	0,0001501	5567,1338	0,0006066
Mar 27, 2017	13310,5	-0,0012006	5541,2021	-0,004658
Mar 29, 2017	13313,5	0,0002254	5592,5098	0,0092593
Mar 30, 2017	13316	0,0001878	5592,9521	7,91E-05
Mar 31, 2017	13325,5	0,0007134	5568,106	-0,0044424

Lampiran 3

Statistika Deskriptif Harga Saham *Close* dan *Return*

Variabl e	Mean	Vari ance	Mi ni mum
BSDE	1399, 1	201239, 8	529, 1
CTRA	937, 41	144452, 08	290, 00
LPKR	915, 16	68907, 59	380, 27
PWON	524, 82	46248, 07	173, 00
SMRA	1377, 0	170994, 4	570, 0
return BSDE	0, 000855	0, 000751	-0, 217949
return CTRA	0, 001109	0, 001102	-0, 518293
return LPKR	0, 000516	0, 000576	-0, 176471
return PWON	0, 000600	0, 001286	-0, 746914
return SMRA	0, 000982	0, 000935	-0, 478261

Variabl e	Maxi mum	Skewness	Kurtosis
BSDE	2330, 0	-0, 11	-1, 13
CTRA	1705, 00	-0, 03	-1, 23
LPKR	1840, 00	0, 13	-0, 48
PWON	1031, 32	0, 36	-0, 98
SMRA	2975, 0	0, 82	1, 10
return BSDE	0, 160839	0, 00	5, 25
return CTRA	0, 240000	-1, 66	36, 09
return LPKR	0, 134454	-0, 02	4, 66
return PWON	0, 711543	-0, 67	193, 42
return SMRA	0, 126984	-2, 04	34, 66

Lampiran 4

Sintak R Plot ACF dan PACF *Return* Saham

```
return=read.csv("E://Data.csv", sep=",", header=TRUE)
BSDE.return=return[, 1]
CTRA.return=return[, 2]
LPKR.return=return[, 3]
PWON.return=return[, 4]
SMRA.return=return[, 5]

wi n.graph()
par(mfrow=c(2, 1))
acf(BSDE.return, mai n="BSDE. JK")
pacf(BSDE.return, mai n="BSDE. JK")

wi n.graph()
par(mfrow=c(2, 1))
acf(CTRA.return, mai n="CTRA. JK")
pacf(CTRA.return, mai n="CTRA. JK")

wi n.graph()
par(mfrow=c(2, 1))
acf(LPKR.return, mai n="LPKR. JK")
pacf(LPKR.return, mai n="LPKR. JK")

wi n.graph()
par(mfrow=c(2, 1))
acf(PWON.return, mai n="PWON. JK")
pacf(PWON.return, mai n="PWON. JK")

wi n.graph()
par(mfrow=c(2, 1))
acf(SMRA.return, mai n="SMRA. JK")
pacf(SMRA.return, mai n="SMRA. JK")
```

Lampiran 5

Sintak R dan Hasil Uji Signifikansi Serta *White Noise* dengan ARMA

a) Sintak R Model ARMA Saham BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA

```
# Ganti BSDE dengan CTRA / LPKR / PWON / SMRA

library(rugarch)
spec.BSDE=ugarchspec(
mean.model=list(armaOrder=c(1,1),
include.mean=TRUE),
variance.model=list(garchOrder=c(0,0)),
distribution.model="norm")

garch.fit.BSDE11=ugarchfit(spec=spec.BSDE, data=BSDE.return, solver
="nloptr")
garch.fit.BSDE11
resBSDE11=residuals(garch.fit.BSDE11)
write.csv(resBSDE11, "E://residual/resBSDE11.csv")

spec.BSDE=ugarchspec(mean.model=list(armaOrder=c(1,0), include.me
n=TRUE),
variance.model=list(garchOrder=c(0,0)),
distribution.model="norm")
garch.fit.BSDE10=ugarchfit(spec=spec.BSDE, data=BSDE.return, solver
="nloptr")
garch.fit.BSDE10
resBSDE10=residuals(garch.fit.BSDE10)
write.csv(resBSDE10, "E://residual/resBSDE10.csv")

spec.BSDE=ugarchspec(mean.model=list(armaOrder=c(0,1), include.me
n=TRUE),
variance.model=list(garchOrder=c(0,0)),
distribution.model="norm")
garch.fit.BSDE01=ugarchfit(spec=spec.BSDE, data=BSDE.return, solver
="nloptr")
garch.fit.BSDE01
resBSDE01=residuals(garch.fit.BSDE01)
write.csv(resBSDE01, "E://residual/resBSDE01.csv")
```

b) Hasil Uji Signifikansi Parameter dan Uji *White Noise* Model ARMA (1,1) Saham BSDE

```
*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(0,0)
Mean Model       : ARFIMA(1,0,1)
Distribution      : norm

Optimal Parameters
-----
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu        0.043598   0.000130  334.48      0
```


Lampiran 5 (Lanjutan)

ar1	-0.133687	0.000378	-354.04	0
ma1	0.758847	0.002205	344.19	0
Information Criteria				

Akai ke	72.782			
Bayes	72.794			
Shi bata	72.782			
Hannan- Qui nn	72.787			
Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals				

statistic	p-value			
Lag[1]		798		0
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]		1372		0
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]		1531		0

c) Hasil Uji Signifikansi Parameter dan Uji *White Noise* Model ARMA (1,0) Saham BSDE

* GARCH Model Fit *				

Conditional Variance Dynamics				

GARCH Model	:	sGARCH(0, 0)		
Mean Model	:	ARFIMA(1, 0, 0)		
Distribution	:	norm		
Optimal Parameters				

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
mu	-0.00314	0.000134	-23.431	0
ar1	1.00000	0.000001	1902623.395	0
Information Criteria				

Akai ke	69.878			
Bayes	69.887			
Shi bata	69.878			
Hannan- Qui nn	69.881			
Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals				

statistic	p-value			
Lag[1]		414.5		0
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]		414.6		0
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]		414.8		0

Lampiran 5 (Lanjutan)

d) Hasil Uji Signifikansi Parameter dan Uji *White Noise* Model ARMA (0,1) Saham BSDE

* GARCH Model Fit *				

Conditional Variance Dynamics				

GARCH Model	:	sGARCH(0, 0)		
Mean Model	:	ARFIMA(0, 0, 1)		
Distribution	:	norm		
Optimal Parameters				

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	-0.005570	0.000509	-10.936	0
ma1	0.068066	0.003900	17.454	0
Information Criteria				

Akai ke	72.840			
Bayes	72.849			
Shi bata	72.840			
Hannan-Quinn	72.844			
Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals				

		statistic	p-value	
Lag[1]		4.395	0.036043	
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]		4.479	0.001466	
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]		6.114	0.042214	

Lampiran 6

Sintak R Uji *Larange Multiplier* Residual

```

library(FinTS)
hasil.BSDE=matrix(0,10,2)
colnames(hasil.BSDE)=c('chi-sq','p-value')
for(i in 1:10)
{
LM.BSDE=ArchTest(resBSDE01,lags=i)
hasil.BSDE[i,1]=LM.BSDE$statistic
hasil.BSDE[i,2]=LM.BSDE$sp.value
}
hasil.CTRA=matrix(0,10,2)
colnames(hasil.CTRA)=c('chi-sq','p-value')
for(i in 1:10)
{
LM.CTRA=ArchTest(resCTRA01,lags=i)
hasil.CTRA[i,1]=LM.CTRA$statistic
hasil.CTRA[i,2]=LM.CTRA$sp.value
}
hasil.LPKR=matrix(0,10,2)
colnames(hasil.LPKR)=c('chi-sq','p-value')
for(i in 1:10)
{
LM.LPKR=ArchTest(resLPKR10,lags=i)
hasil.LPKR[i,1]=LM.LPKR$statistic
hasil.LPKR[i,2]=LM.LPKR$sp.value
}
hasil.PWON=matrix(0,10,2)
colnames(hasil.PWON)=c('chi-sq','p-value')
for(i in 1:10)
{
LM.PWON=ArchTest(resPWON10,lags=i)
hasil.PWON[i,1]=LM.PWON$statistic
hasil.PWON[i,2]=LM.PWON$sp.value
}
hasil.SMRA=matrix(0,10,2)
colnames(hasil.SMRA)=c('chi-sq','p-value')
for(i in 1:10)
{
LM.SMRA=ArchTest(resSMRA10,lags=i)
hasil.SMRA[i,1]=LM.SMRA$statistic
hasil.SMRA[i,2]=LM.SMRA$sp.value
}

hasil.BSDE
hasil.CTRA
hasil.LPKR
hasil.PWON
hasil.SMRA

```

Lampiran 7

Sintak R Plot ACF dan PACF Residual Kuadrat Model ARMA

```

resBSDE01=read.csv("E://resi dual /resBSDE01.csv", sep=",", header=TRUE)
resCTRA01=read.csv("E://resi dual /resCTRA01.csv", sep=",", header=TRUE)
resLPKR10=read.csv("E://resi dual /resLPKR10.csv", sep=",", header=TRUE)
resPWON10=read.csv("E://resi dual /resPWON10.csv", sep=",", header=TRUE)
resSMRA10=read.csv("E://resi dual /resSMRA10.csv", sep=",", header=TRUE)

resBSDE_2=resBSDE01[, 2]*resBSDE01[, 2]
resCTRA_2=resCTRA01[, 2]*resCTRA01[, 2]
resLPKR_2=resLPKR10[, 2]*resLPKR10[, 2]
resPWON_2=resPWON10[, 2]*resPWON10[, 2]
resSMRA_2=resSMRA10[, 2]*resSMRA10[, 2]
acf(resBSDE_2, main="BSDE. JK")
pacf(resBSDE_2, main="BSDEL. JK")
acf(resCTRA_2, main="CTRA. JK")
pacf(resCTRA_2, main="CTRA. JK ")
acf(resLPKR_2, main="LPKR. JK")
pacf(resLPKR_2, main="LPKR. JK")
acf(resPWON_2, main="PWON. JK")
pacf(resPWON_2, main="PWON. JK")
acf(resSMRA_2, main="SMRA. JK")
pacf(resSMRA_2, main="SMRA. JK")

```

Lampiran 8

Sintak R Estimasi VaR Saham BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA dengan ARMA – GARCH

```

window          = 250
alpha           = 0.05
z.alpha         = qnorm(alpha, 0, 1)
z.alpha1        = qnorm(1-alpha, 0, 1)
n               = length(BSDE.return)
loss.garchBSDE = rep(0, n)
prof.garchBSDE = rep(0, n)
VaR.garchBSDE  = rep(0, n)
VaR.garchBSDE1 = rep(0, n)
# Ganti BSDE dengan CTRA / LPKR / PWON / SMRA
# Risk
for (i in window:(n-1))
{
spec.BSDE=ugarchspec(mean.model=list(armaOrder=c(0,0), include.mean=TRUE), variance.model=list(garchOrder=c(2,0)), distribution.model="norm")
model.garchBSDE=ugarchfit(spec=spec.BSDE, data=BSDE.return[(i-window+1):i], solver="nloptim")
  mean.garch = 0
  sd.garch   = sigma(model.garchBSDE)[window]
  VaR.garchBSDE[i+1] = mean.garch+(sd.garch*z.alpha)
  if (VaR.garchBSDE[i+1] > BSDE.return[i+1])
loss.garchBSDE[i+1]=loss.garchBSDE+1
}
ES.garchBSDE = sum(loss.garchBSDE)/(n-window)
return.out   = matrix(BSDE.return[(window+1):n], ncol=1)
VaR.garch.out = matrix(VaR.garchBSDE[(window+1):n], ncol=1)
win.graph()
plot(return.out, col="red", ylim=c(-0.6, 0.6), ylab="Return BSDE",
xlab="Time", main="Window 250")
t.garch      = matrix(1:nrow(return.out))
dat.garch    = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)

dat.VaR.garch = matrix(c(t.garch, VaR.garch.out), ncol=2)
lines(VaR.garch.out, col="blue", lwd=1)
exceed.garch =
matrix(dat.garch[dat.VaR.garch[,2]>dat.VaR.garch[,2]], ncol=2)
points(exceed.garch, col="red", cex=0.5, lwd=1, pch=19)

#Profit
for (i in window:(n-1))
{
spec.BSDE1=ugarchspec(mean.model=list(armaOrder=c(0,0), include.mean=TRUE), variance.model=list(garchOrder=c(2,0)), distribution.model="norm")
model.garchBSDE1=ugarchfit(spec=spec.BSDE1, data=BSDE.return[(i-window+1):i], solver="nloptim")
  mean.garch1 = 0
  sd.garch1   = sigma(model.garchBSDE1)[window]
  VaR.garchBSDE1[i+1] = mean.garch1+(sd.garch1*z.alpha)
  if (VaR.garchBSDE1[i+1] < BSDE.return[i+1])
prof.garchBSDE[i+1]=prof.garchBSDE+1
}
ES.garchBSDE1 = sum(prof.garchBSDE)/(n-window)
return.out1   = matrix(BSDE.return[(window+1):n], ncol=1)
VaR.garch.out1 = matrix(VaR.garchBSDE1[(window+1):n], ncol=1)
win.graph()

```

Lampiran 8 (Lanjutan)

```

plot(return.out1, col="black", ylim=c(-0.6, 0.6),      ylab="Return",
     xlab="Time", main="Window 250")
t.garch1      = matrix(1:nrow(return.out1))
dat.garch1    = matrix(c(t.garch1, return.out1), ncol=2)
dat.VaR.garch1 = matrix(c(t.garch1, VaR.garch.out1), ncol=2)
lines(VaR.garch.out, col="blue", lwd=1)
lines(dat.garch1, col="green", lwd=1)
exceed.garch1 =
matrix(dat.garch1[dat.VaR.garch1[, 2]<dat.garch1[, 2]], ncol=2)
exceed.garch  =
matrix(dat.garch[dat.VaR.garch[, 2]>dat.garch[, 2]], ncol=2)
points(exceed.garch1, col="red", cex=0.5, lwd=1, pch=19)

```

Lampiran 9

Sintak R Estimasi CVaR dengan ARMA–GARCH

a) BSDE

```

garchBSDE250 = read.csv("E://VaR/VaR BSDE AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchCTRA250 = read.csv("E://VaR/VaR CTRA AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchLPKR250 = read.csv("E://VaR/VaR LPKR AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchPWON250 = read.csv("E://VaR/VaR PWON AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchSMRA250 = read.csv("E://VaR/VaR SMRA AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
#loss data 250
VaR.garchBSDE250 = garchBSDE250[, 2]
VaR.garchBSDE250 = VaR.garchBSDE250[251:1771]
VaR.garchCTRA250 = garchCTRA250[, 2]
VaR.garchCTRA250 = VaR.garchCTRA250[251:1771]
VaR.garchLPKR250 = garchLPKR250[, 2]
VaR.garchLPKR250 = VaR.garchLPKR250[251:1771]
VaR.garchPWON250 = garchPWON250[, 2]
VaR.garchPWON250 = VaR.garchPWON250[251:1771]
VaR.garchSMRA250 = garchSMRA250[, 2]
VaR.garchSMRA250 = VaR.garchSMRA250[251:1771]
#data return 250
returnBSDECVaR = BSDE.return[250:1771]
returnCTRACVaR = CTRA.return[250:1771]
returnLPKRCVaR = LPKR.return[250:1771]
returnPWONCVaR = PWON.return[250:1771]
returnSMRACVaR = SMRA.return[250:1771]
t=length(VaR.garchBSDE250)
library(quantreg)
#Window 250 BSDE
window = 250
loss.garchCVaRBSDE = rep(0, t-window)
prof.garchCVaRBSDE = rep(0, t-window)
CVaR.BSDE = rep(0, t-window)
CVaR.BSDE1 = rep(0, t-window)
#loss
for (i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnBSDECVaR[(i-window+1):i]~
VaR.garchCTRA250[(i-window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-
window+1):i]+VaR.garchPWON250[(i-window+1):i]
+VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i]+kurs.return[(i-
window+1):i]+IHSG.return[(i-window+1):i], tau=0.05)$fitted.values
  CVaR.BSDE[(i-window)+1]=reg
  if (CVaR.BSDE[(i-window)+1]>returnBSDECVaR[i+1])
    loss.garchCVaRBSDE[(i-window)+1]=1
}
ES.garchCVaRBSDE= sum(loss.garchCVaRBSDE)/(t-window)
win.graph()
return.out = matrix(returnBSDECVaR[(window+1):t], ncol=1)
CVaR.garch.out=matrix(CVaR.BSDE[1:(t-window)], ncol=1)
plot(return.out, col="black", ylab="Return
BSDE", xlab="Time", main="Window 250", ylim=c(-0.2, 0.2))
t.garch = matrix(1:nrow(return.out))
dat.garch = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.CVaR.garch = matrix(c(t.garch, CVaR.garch.out), ncol=2)
lines(CVaR.garch.out, col="blue", lwd=1)

```

Lampiran 9 (Lanjutan)

```

exceed.garch =
matrix(dat.garch[dat.CVaR.garch[,2]>dat.garch[,2]], ncol=)
points(exceed.garch, col="red", cex=1, lwd=2, pch=19)
#profit
for (i in window: (t-1))
{
  reg=rq(returnBSDECVaR[ (i- window+1): i ]~
        VaR.garchCTRA250[ (i- window+1): i ]+VaR.garchLPKR250[ (i-
window+1): i ]+VaR.garchPWON250[ (i- window+1): i ]
        +VaR.garchSMRA250[ (i- window+1): i ]+kurs.return[ (i-
window+1): i ]+IHSG.return[ (i- window+1): i ], tau=0.95) Sfitted.values
  CVaR.BSDE1[ (i- window)+1]=reg
  if(CVaR.BSDE1[ (i- window)+1]<returnBSDECVaR[i+1])
    prof.garchCvaRBSDE[ (i- window)+1]=1
}
ES.garchCvaRBSDE1= sum(prof.garchCvaRBSDE)/(t- window)
CVaR.garch.out1 =matrix(CVaR.BSDE1[1:(t- window)], ncol=1)
dat.garch1 = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.CVaR.garch1 =
matrix(c(t.garch, CVaR.garch.out1), ncol=2)
lines(CVaR.garch.out1, col="green3", lwd=1)
exceed.garch1=matrix(dat.garch1[dat.CVaR.garch1[,2]<dat.garch1[,2]], ncol=2)
points(exceed.garch1, col="red", cex=1, lwd=2, pch=19)

```

b) CTRA

```

window = 250
loss.garchCvaRCTRA =rep(0, t- window)
prof.garchCvaRCTRA =rep(0, t- window)
CVaR.CTRA =rep(0, t- window)
CVaR.CTRA1 =rep(0, t- window)

#loss
for (i in window: (t-1))
{
  reg=rq(returnCTRACVaR[ (i- window+1): i ]~
        VaR.garchBSDE250[ (i- window+1): i ]+VaR.garchLPKR250[ (i-
window+1): i ]+VaR.garchPWON250[ (i- window+1): i ]
        +VaR.garchSMRA250[ (i- window+1): i ]+kurs.return[ (i-
window+1): i ]+IHSG.return[ (i- window+1): i ], tau=0.05) Sfitted.values
  CVaR.CTRA[ (i- window)+1]=reg
  if(CVaR.CTRA[ (i- window)+1]>returnCTRACVaR[i+1])
    loss.garchCvaRCTRA[ (i- window)+1]=1
}
ES.garchCvaRCTRA = sum(loss.garchCvaRCTRA)/(t- window)
win.graph()
return.out = matrix(returnCTRACVaR[ (window+1): t ], ncol=1)
CVaR.garch.out = matrix(CVaR.CTRA[1:(t- window)], ncol=1)
plot(return.out, col="black", ylab="Return
CTRA", xlab="Time", main="Window 250", ylim=c(-0.2, 0.2))
t.garch = matrix(1:nrow(return.out))
dat.garch = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.CVaR.garch = matrix(c(t.garch, CVaR.garch.out), ncol=2)
lines(CVaR.garch.out, col="blue", lwd=1)
exceed.garch =
matrix(dat.garch[dat.CVaR.garch[,2]>dat.garch[,2]], ncol=2)

```


Lampiran 9 (Lanjutan)

```

points(exceed.garch.col="red",cex=1,lwd=2,pch=19)
#profit
for (i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnCTRACVaR[(i-window+1):i]~
        VaR.garchBSDE250[(i-window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-
window+1):i]+VaR.garchPWON250[(i-window+1):i]
        +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i]+kurs.return[(i-
window+1):i]+IHSG.return[(i-window+1):i],tau=0.95)$fitted.values
  CVaR.CTRA1[(i-window)+1]=reg
  if(CVaR.CTRA1[(i-window)+1]<returnCTRACVaR[i+1])
    prof.garchCVarCTRA[(i-window)+1]=1
}
ES.garchCVarCTRA1 = sum(prof.garchCVarCTRA)/(t-window)
CVar.garch.out1 = matrix(CVaR.CTRA1[1:(t-window)],ncol=1)
dat.garch1 = matrix(c(t.garch.return.out),ncol=2)
dat.CVaR.garch1 =
matrix(c(t.garch.CVaR.garch.out1),ncol=2)
lines(CVaR.garch.out1,col="green3",lwd=1)
exceed.garch1 =
matrix(dat.garch1[dat.CVaR.garch1[,2]<dat.garch1[,2]],ncol=2)
points(exceed.garch1,col="red",cex=1,lwd=2,pch=19)

```

c) LPKR

```

loss.garchCVarLPKR =rep(0,t-window)
prof.garchCVarLPKR =rep(0,t-window)
CVar.LPKR =rep(0,t-window)
CVar.LPKR1 =rep(0,t-window)

#loss
for (i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnLPKRCVaR[(i-window+1):i]~
        VaR.garchCTRA250[(i-window+1):i]+VaR.garchBSDE250[(i-
window+1):i]+VaR.garchPWON250[(i-window+1):i]
        +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i]+kurs.return[(i-
window+1):i]+IHSG.return[(i-window+1):i],tau=0.05)$fitted.values
  CVaR.LPKR[(i-window)+1]=reg
  if(CVaR.LPKR[(i-window)+1]>returnLPKRCVaR[i+1])
    loss.garchCVarLPKR[(i-window)+1]=1
}
ES.garchCVarLPKR= sum(loss.garchCVarLPKR)/(t-window)
win.graph()
return.out = matrix(returnLPKRCVaR[(window+1):t],ncol=1)
CVar.garch.out = matrix(CVaR.LPKR[1:(t-window)],ncol=1)
plot(return.out,col="black",ylab="Return
LPKR",xlab="Time",main="Window 250",ylim=c(-0.2,0.2))
t.garch = matrix(1:nrow(return.out))
dat.garch = matrix(c(t.garch.return.out),ncol=2)
dat.CVaR.garch = matrix(c(t.garch.CVaR.garch.out),ncol=2)
lines(CVaR.garch.out,col="blue",lwd=1)
exceed.garch =
matrix(dat.garch[dat.CVaR.garch[,2]>dat.garch[,2]],ncol=2)
points(exceed.garch,col="red",cex=1,lwd=2,pch=19)
#profit
for (i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnLPKRCVaR[(i-window+1):i]~

```

Lampiran 9 (Lanjutan)

```

    VaR.garchCTRA250[(i-window+1):i]+VaR.garchBSDE250[(i-
window+1):i]+VaR.garchPWON250[(i-window+1):i]
    +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i]+kurs.return[(i-
window+1):i]+IHSG.return[(i-window+1):i], tau=0.95) Sfitted.values
    CVaR.LPKR1[(i-window)+1]=reg
    if(CVaR.LPKR1[(i-window)+1]<returnLPKRCVaR[i+1])
        prof.garchCVarLPKR[(i-window)+1]=1
    }
    ES.garchCVarLPKR1 = sum(prof.garchCVarLPKR)/(t-window)
    CVaR.garch.out1 = matrix(CVaR.LPKR1[1:(t-window)], ncol=1)
    dat.garch1 = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
    dat.CVaR.garch1 =
    matrix(c(t.garch, CVaR.garch.out1), ncol=2)
    lines(CVaR.garch.out1, col="green3", lwd=1)
    exceed.garch1 =
    matrix(dat.garch1[dat.CVaR.garch1[,2]<dat.garch1[,2]], ncol=2)
    points(exceed.garch1, col="red", cex=1, lwd=2, pch=19)

```

d) PWON

```

loss.garchCVarPWON =rep(0, t-window)
prof.garchCVarPWON =rep(0, t-window)
CVaR.PWON =rep(0, t-window)
CVaR.PWON1 =rep(0, t-window)

#loss
for (i in window:(t-1))
{
    reg=rq(returnPWONCVaR[(i-window+1):i]-
    VaR.garchCTRA250[(i-window+1):i]+VaR.garchBSDE250[(i-
window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-window+1):i]
    +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i]+kurs.return[(i-
window+1):i]+IHSG.return[(i-window+1):i], tau=0.05) Sfitted.values
    CVaR.PWON[(i-window)+1]=reg
    if(CVaR.PWON[(i-window)+1]>returnPWONCVaR[i+1])
        loss.garchCVarPWON[(i-window)+1]=1
    ES.garchCVarPWON= sum(loss.garchCVarPWON)/(t-window)
    win.graph()
    return.out = matrix(returnPWONCVaR[(window+1):t], ncol=1)
    CVaR.garch.out = matrix(CVaR.PWON[1:(t-window)], ncol=1)
    plot(return.out, col="black", ylab="Return
    PWON", xlab="Time", main="Window 250", ylim=c(-0.2, 0.2))

    t.garch = matrix(1:nrow(return.out))
    dat.garch = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
    dat.CVaR.garch = matrix(c(t.garch, CVaR.garch.out), ncol=2)
    lines(CVaR.garch.out, col="blue", lwd=1)
    exceed.garch =
    matrix(dat.garch[dat.CVaR.garch[,2]>dat.garch[,2]], ncol=2)
    points(exceed.garch, col="red", cex=1, lwd=2, pch=19)

#profit
for (i in window:(t-1))
{
    reg=rq(returnPWONCVaR[(i-window+1):i]-
    VaR.garchCTRA250[(i-window+1):i]+VaR.garchBSDE250[(i-
window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-window+1):i]
    +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i]+kurs.return[(i-
window+1):i]+IHSG.return[(i-window+1):i], tau=0.95) Sfitted.values

```

Lampiran 9 (Lanjutan)

```

CVaR. PWON1[(i - window) + 1] = reg
if (CVaR. PWON1[(i - window) + 1] < returnPWONCVaR[i + 1])
  prof. garchCVaRPWON[(i - window) + 1] = 1
}
ES. garchCVaRPWON1 = sum(prof. garchCVaRPWON) / (t - window)
CVaR. garch. out1 = matrix(CVaR. PWON1[1: (t - window)], ncol = 1)
dat. garch1 = matrix(c(t. garch, return. out), ncol = 2)
dat. CVaR. garch1 =
matrix(c(t. garch, CVaR. garch. out1), ncol = 2)
lines(CVaR. garch. out1, col = "green3", lwd = 1)
exceed. garch1 =
matrix(dat. garch1[dat. CVaR. garch1[, 2] < dat. garch1[, 2]], ncol = 2)
points(exceed. garch1, col = "red", cex = 1, lwd = 2, pch = 19)

```

e) SMRA

```

loss. garchCVaRSMRA = rep(0, t - window)
prof. garchCVaRSMRA = rep(0, t - window)
CVaR. SMRA = rep(0, t - window)
CVaR. SMRA1 = rep(0, t - window)

#loss
for (i in window:(t - 1))
{
  reg = rq(returnSMRACVaR[(i - window) + 1]: i) ~
  VaR. garchCTRA250[(i - window) + 1]: i] + VaR. garchBSDE250[(i -
  window + 1): i] + VaR. garchLPKR250[(i - window + 1): i]
  + VaR. garchPWON250[(i - window + 1): i] + kurs. return[(i -
  window + 1): i] + IHS. return[(i - window + 1): i], tau = 0.05) $fitted.vals
  CVaR. SMRA[(i - window) + 1] = reg
  if (CVaR. SMRA[(i - window) + 1] > returnSMRACVaR[i + 1])
    loss. garchCVaRSMRA[(i - window) + 1] = 1
}
ES. garchCVaRSMRA = sum(loss. garchCVaRSMRA) / (t - window)

win. graph()
return. out = matrix(returnSMRACVaR[(window + 1): t], ncol = 1)
CVaR. garch. out = matrix(CVaR. SMRA[1: (t - window)], ncol = 1)
plot(return. out, col = "black", ylab = "Return
SMRA", xlab = "Time", main = "Window 250", ylim = c(-0.2, 0.2))
t. garch = matrix(1:nrow(return. out))
dat. garch = matrix(c(t. garch, return. out), ncol = 2)
dat. CVaR. garch = matrix(c(t. garch, CVaR. garch. out), ncol = 2)
lines(CVaR. garch. out, col = "blue", lwd = 1)
exceed. garch =
matrix(dat. garch[dat. CVaR. garch[, 2] > dat. garch[, 2]], ncol = 2)
points(exceed. garch, col = "red", cex = 1, lwd = 2, pch = 19)
#profit
for (i in window:(t - 1))
{
  reg = rq(returnSMRACVaR[(i - window) + 1]: i) ~
  VaR. garchCTRA250[(i - window) + 1]: i] + VaR. garchBSDE250[(i -
  window + 1): i] + VaR. garchLPKR250[(i - window + 1): i]
  + VaR. garchPWON250[(i - window + 1): i] + kurs. return[(i -
  window + 1): i] + IHS. return[(i - window + 1): i], tau = 0.95) $fitted.vals
  CVaR. SMRA1[(i - window) + 1] = reg
  if (CVaR. SMRA1[(i - window) + 1] < returnSMRACVaR[i + 1])
    prof. garchCVaRSMRA[(i - window) + 1] = 1
}
ES. garchCVaRSMRA1 = sum(prof. garchCVaRSMRA) / (t - window)

```

Lampiran 9 (Lanjutan)

```
CVaR.garch.out1          = matrix(CVaR.SMRA1[1:(t.window)], ncol=1)
dat.garch1              = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.CVaR.garch1        =
matrix(c(t.garch, CVaR.garch.out1), ncol=2)
lines(CVaR.garch.out1, col="green3", lwd=1)
exceed.garch1          =
matrix(dat.garch1[dat.CVaR.garch1[,2]<dat.garch1[,2]], ncol=2)
points(exceed.garch1, col="red", cex=1, lwd=2, pch=19)
```

Lampiran 10

Sintak R dan Hasil Uji Signifikansi Serta *White Noise* dengan ARMAX

a) Sintak R Model ARMAX Saham BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA

```
# Ganti BSDE dengan CTRA / LPKR / PWON / SMRA

spec.BSDE1=ugarchspec(mean.model=list(armaOrder=c(1,1),
include.mean=TRUE,external.regressors=X),
variance.model=list(garchOrder=c(0,0)),distribution.model="norm")
garch.fit.BSDE1=ugarchfit(spec=spec.BSDE1,data=BSDE.return,solver
="nlptr")
resBSDE1=residuals(garch.fit.BSDE1)
write.csv(resBSDE1,"E://resiarmax/resBSDE1.csv")

spec.BSDE2=ugarchspec(mean.model=list(armaOrder=c(1,0),include.me
an=TRUE,
external.regressors=X),
variance.model=list(garchOrder=c(0,0)),distribution.model="norm")
garch.fit.BSDE2=ugarchfit(spec=spec.BSDE2,data=BSDE.return,solver
="nlptr")
resBSDE2=residuals(garch.fit.BSDE2)
write.csv(resBSDE2,"E://resiarmax/resBSDE2.csv")

spec.BSDE3=ugarchspec(mean.model=list(armaOrder=c(0,1),include.me
an=TRUE,
external.regressors=X),variance.model=list(garchOrder=c(0,0)),
distribution.model="norm")
garch.fit.BSDE3=ugarchfit(spec=spec.BSDE3,data=BSDE.return,solver
="nlptr")
resBSDE3=residuals(garch.fit.BSDE3)
write.csv(resBSDE3,"E://resiarmax/resBSDE3.csv")

garch.fit.BSDE1
garch.fit.BSDE2
garch.fit.BSDE3
```

b) Hasil Uji Signifikansi Parameter dan Uji *White Noise* Model ARMAX (1,1,2); ARMAX (1,0,2); dan ARMAX (0,1,2) Saham BSDE

```
*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(0,0)
Mean Model       : ARFIMA(1,0,1)
Distribution      : norm

Optimal Parameters
-----
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu        -0.003394   0.000002  -1522.9    0
```

Lampiran 10 (Lanjutan)

ar1	0.559463	0.000340	1645.9	0
ma1	-0.531718	0.000309	-1718.6	0
mxreg1	2.936559	0.001913	1535.1	0
mxreg2	0.491806	0.000285	1728.6	0
omega	0.000000	0.000000	0.0	1
Information Criteria				

Akaike	72.783			
Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals				

statistic p-value				
Lag[1]		0.1408	0.7075	
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]		1.9410	0.9681	
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]		3.6100	0.7785	

* GARCH Model Fit *				

Conditional Variance Dynamics				

GARCH Model	: sGARCH(0, 0)			
Mean Model	: ARFIMA(1, 0, 0)			
Distribution	: norm			
Optimal Parameters				

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
mu	-0.010544	0.000002	-6001.7	0
ar1	0.168665	0.000012	13759.9	0
mxreg1	0.487614	0.000085	5720.1	0
mxreg2	0.691357	0.000112	6162.8	0
omega	0.000000	0.000000	0.0	1
Information Criteria				

Akaike	72.782			
Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals				

statistic p-value				
Lag[1]		45.63	1.428e-11	
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]		46.34	0.000e+00	
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]		47.06	0.000e+00	

* GARCH Model Fit *				

Conditional Variance Dynamics				

GARCH Model	: sGARCH(0, 0)			
Mean Model	: ARFIMA(0, 0, 1)			
Distribution	: norm			
Optimal Parameters				

Lampiran 10 (Lanjutan)

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
mu	-0.011164	0.000002	-5702.4	0
ma1	0.151214	0.000093	1625.2	0
mxreg1	0.501032	0.000371	1349.9	0
mxreg2	0.686757	0.000274	2502.7	0
omega	0.000000	0.000000	0.0	1

Information Criteria

Akai ke 72.782

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals

statistic	p-value
Lag[1]	38.75 4.807e-10
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]	38.78 0.000e+00
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]	39.11 0.000e+00

Lampiran 11

Sintak R Estimasi VaR BSDE, CTRA, LPKR, PWON, dan SMRA dengan ARMAX-GARCHX

```

data1=read.csv("E://perusahaan.csv", sep=",", header=TRUE)
BSDE=data1[, 1]
CTRA=data1[, 2]
LPKR=data1[, 3]
PWON=data1[, 4]
SMRA=data1[, 5]
BSDE.return=(BSDE[-1]-BSDE[-length(BSDE)])/BSDE[-length(BSDE)]
CTRA.return=(CTRA[-1]-CTRA[-length(CTRA)])/CTRA[-length(CTRA)]
LPKR.return=(LPKR[-1]-LPKR[-length(LPKR)])/LPKR[-length(LPKR)]
PWON.return=(PWON[-1]-PWON[-length(PWON)])/PWON[-length(PWON)]
SMRA.return=(SMRA[-1]-SMRA[-length(SMRA)])/SMRA[-length(SMRA)]
data2=read.csv("E://kursi hsg.csv", sep=",", header=TRUE)
kurs = data2[, 1]
IHSG = data2[, 2]
kurs.return = (kurs[-1]-kurs[-length(kurs)])/kurs[-length(kurs)]
IHSG.return = (IHSG[-1]-IHSG[-length(IHSG)])/IHSG[-length(IHSG)]
x1=matri x(kurs.return)
x2=matri x(IHSG.return)
X=cbi nd(x1, x2)

# Ganti BSDE dengan CTRA / LPKR / PWON / SMRA
wi ndow = 250
al pha = 0.05
z.al pha = qnorm(al pha, 0, 1)
z.al pha1 = qnorm(1-al pha, 0, 1)
n = length(BSDE.return)
loss.garchBSDE = rep(0, n)
prof.garchBSDE = rep(0, n)
VaR.garchBSDE = rep(0, n)
VaR.garchBSDE1 = rep(0, n)

#Ri sk
for (i in wi ndow:(n-1))
{
spec.BSDE=ugarchspec(mean.model=li st(armaOrder=c(0,0), i ncl ude.mean=
TRUE), vari ance.model=li st(garchOrder=c(1,2),
external.regressors=X), di stri buti on.model="norm")
model.garchBSDE=ugarchfi t(spec=spec.BSDE, data=BSDE.return[(i-
wi ndow+1):i], sol ver="nl opt r")
mean.garch = 0
sd.garch = si gma(model.garchBSDE)[wi ndow]
VaR.garchBSDE[i+1] = mean.garch+(sd.garch*z.al pha)
i f (VaR.garchBSDE[i+1]>BSDE.return[i+1])
loss.garchBSDE[i+1]=loss.garchBSDE+1
}
ES.garchBSDE = sum(loss.garchBSDE)/(n-wi ndow)
return.out = matri x(BSDE.return[(wi ndow+1):n], ncol=1)
VaR.garch.out = matri x(VaR.garchBSDE[(wi ndow+1):n], ncol=1)
wi.n.graph()
pl ot(return.out, col="red", ylim=c(-0.6, 0.6), ylab="Return BSDE",
xlab="Ti me", mai n="Wi ndow 250")
t.garch = matri x(1:nrow(return.out))
dat.garch = matri x(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.VaR.garch = matri x(c(t.garch, VaR.garch.out), ncol=2)
li nes(VaR.garch.out, col="bl ue", lwd=1)
exceed.garch =
matri x(dat.garch[dat.VaR.garch[, 2]>dat.VaR.garch[, 2]], ncol=2)
pl ot(exceed.garch, col="red", cex=0.5, lwd=1, pch=19)

```


Lampiran 11 (Lanjutan)

```

#Profit
for (i in window:(n-1))
{
spec. BSDE1=ugarchspec(mean.model=list(armaOrder=c(0,0), include.mean
=TRUE), variance.model=list(garchOrder=c(1,2),
external.regressors=X), distribution.model="norm")
model.garchBSDE1=ugarchfit(spec=spec. BSDE1, data=BSDE.return[(i-
window+1):i], solver="nl optim")
mean.garch1 = 0
sd.garch1 = sigma(model.garchBSDE1)[window]
VaR.garchBSDE1[i+1] = mean.garch1+(sd.garch1*z.alpha1)
if(VaR.garchBSDE1[i+1] < BSDE.return[i+1])
prof.garchBSDE[i+1]=prof.garchBSDE+1
}
ES.garchBSDE1 = sum(prof.garchBSDE)/(n-window)
return.out1 = matrix(BSDE.return[(window+1):n], ncol=1)
VaR.garch.out1 = matrix(VaR.garchBSDE1[(window+1):n], ncol=1)
win.graph()
plot(return.out1, col="black", ylim=c(-0.6, 0.6), ylab="Return",
xlab="Time", main="Window 250")
t.garch1 = matrix(1:nrow(return.out1))
dat.garch1 = matrix(c(t.garch1, return.out1), ncol=2)
dat.VaR.garch1 = matrix(c(t.garch1, VaR.garch.out1), ncol=2)
lines(VaR.garch.out, col="blue", lwd=1)
lines(VaR.garch.out1, col="green", lwd=1)
exceed.garch1 =
matrix(dat.garch1[dat.VaR.garch1[,2]<dat.garch1[,2]], ncol=2)
exceed.garch = matrix(dat.garch[dat.VaR.garch[,2]>dat.garch[,2]],
ncol=2)
points(exceed.garch1, col="red", cex=0.5, lwd=1, pch=19)

```

Lampiran 12

Sintak R Estimasi CVaR dengan ARMAX-GARCHX

a) BSDE

```

#data 250
garchBSDE250 = read.csv("E://VaR X/VaR BSDE X 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchCTRA250 = read.csv("E://VaR X/VaR CTRA X 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchLPKR250 = read.csv("E://VaR X/VaR LPKR X 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchPWON250 = read.csv("E://VaR X/VaR PWON X 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchSMRA250 = read.csv("E://VaR X/VaR SMRA X 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)

#loss data 250
VaR.garchBSDE250 = garchBSDE250[, 2]
VaR.garchBSDE250 = VaR.garchBSDE250[251:1771]
VaR.garchCTRA250 = garchCTRA250[, 2]
VaR.garchCTRA250 = VaR.garchCTRA250[251:1771]
VaR.garchLPKR250 = garchLPKR250[, 2]
VaR.garchLPKR250 = VaR.garchLPKR250[251:1771]
VaR.garchPWON250 = garchPWON250[, 2]
VaR.garchPWON250 = VaR.garchPWON250[251:1771]
VaR.garchSMRA250 = garchSMRA250[, 2]
VaR.garchSMRA250 = VaR.garchSMRA250[251:1771]

#data return 250
returnBSDECVaR = BSDE.return[250:1771]
returnCTRACVaR = CTRA.return[250:1771]
returnLPKRCVaR = LPKR.return[250:1771]
returnPWONCVaR = PWON.return[250:1771]
returnSMRACVaR = SMRA.return[250:1771]

t=length(VaR.garchBSDE250)
library(quantreg)
window = 250
loss.garchCVarBSDE = rep(0, t-window)
prof.garchCVarBSDE = rep(0, t-window)
CVar.BSDE = rep(0, t-window)
CVar.BSDE1 = rep(0, t-window)
#loss
for (i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnBSDECVaR[(i-window+1):i]~
        VaR.garchCTRA250[(i-window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-
window+1):i]+VaR.garchPWON250[(i-window+1):i]
        +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i], tau=0.05)$fitted.values
  CVar.BSDE[(i-window)+1]=reg
  if(CVar.BSDE[(i-window)+1]>returnBSDECVaR[i+1])
    loss.garchCVarBSDE[(i-window)+1]=1
}
ES.garchCVarBSDE = sum(loss.garchCVarBSDE)/(t-window)
win.graph()
return.out = matrix(returnBSDECVaR[(window+1):t], ncol=1)
CVar.garch.out = matrix(CVar.BSDE[1:(t-window)], ncol=1)
plot(return.out, col="black", ylab="Return
BSDE", xlab="Time", main="Window 250", ylim=c(-0.2, 0.2))
t.garch = matrix(1:nrow(return.out))
dat.garch = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.CVar.garch = matrix(c(t.garch, CVar.garch.out), ncol=2)

```

Lampiran 12 (Lanjutan)

```

ines(CVaR.garch.out,col="blue",lwd=1)
exceed.garch =
matrix(dat.garch[dat.CVaR.garch[,2]>dat.garch[,2]],ncol=2)
points(exceed.garch,col="red",cex=1,lwd=2,pch=19)

#profit
for(i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnBSDECVar[(i-window+1):i]~
    VaR.garchCTRA250[(i-window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-
window+1):i]+VaR.garchPWON250[(i-window+1):i]
    +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i],tau=0.95)$fitted.values
  CVaR.BSDE1[(i-window)+1]=reg
  if(CVaR.BSDE1[(i-window)+1]<returnBSDECVar[i+1])
    prof.garchCVaRBSDE[(i-window)+1]=1
}
ES.garchCVaRBSDE1 = sum(prof.garchCVaRBSDE)/(t-window)
CVaR.garch.out1 = matrix(CVaR.BSDE1[1:(t-window)],ncol=1)
dat.garch1 = matrix(c(t.garch,return.out),ncol=2)
dat.CVaR.garch1 = matrix(c(t.garch,CVaR.garch.out1),ncol=2)
lines(CVaR.garch.out1,col="green3",lwd=1)
exceed.garch1 =
matrix(dat.garch1[dat.CVaR.garch1[,2]<dat.garch1[,2]],ncol=2)
points(exceed.garch1,col="red",cex=1,lwd=2,pch=19)

```

b) CTRA

```

#loss
for(i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnCTRACVar[(i-window+1):i]~
    VaR.garchBSDE250[(i-window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-
window+1):i]+VaR.garchPWON250[(i-window+1):i]
    +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i],tau=0.05)$fitted.values
  CVaR.CTRA[(i-window)+1]=reg
  if(CVaR.CTRA[(i-window)+1]>returnCTRACVar[i+1])
    loss.garchCVaRCTRA[(i-window)+1]=1
}
ES.garchCVaRCTRA = sum(loss.garchCVaRCTRA)/(t-window)
win.graph()
return.out = matrix(returnCTRACVar[(window+1):t],ncol=1)
CVaR.garch.out = matrix(CVaR.CTRA[1:(t-window)],ncol=1)
plot(return.out,col="black",ylab="Return
CTRA",xlab="Time",main="Window 250",ylim=c(-0.2,0.2))
t.garch = matrix(1:nrow(return.out))
dat.garch = matrix(c(t.garch,return.out),ncol=2)
dat.CVaR.garch = matrix(c(t.garch,CVaR.garch.out),ncol=2)
lines(CVaR.garch.out,col="blue",lwd=1)
exceed.garch =
matrix(dat.garch[dat.CVaR.garch[,2]>dat.garch[,2]],ncol=2)
points(exceed.garch,col="red",cex=1,lwd=2,pch=19)

#profit
for(i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnCTRACVar[(i-window+1):i]~
    VaR.garchBSDE250[(i-window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-
window+1):i]+VaR.garchPWON250[(i-window+1):i]
    +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i],tau=0.95)$fitted.values
  CVaR.CTRA1[(i-window)+1]=reg
  if(CVaR.CTRA1[(i-window)+1]<returnCTRACVar[i+1])

```

Lampiran 12 (Lanjutan)

```

    prof. garchCVaRCTRA[(i - window) + 1] = 1
  }
  ES.garchCVaRCTRA1 = sum(prof.garchCVaRCTRA)/(t - window)
  CVaR.garch.out1 = matrix(CVaR.CTRA1[1:(t - window)], ncol = 1)
  dat.garch1 = matrix(c(t.garch, return.out), ncol = 2)
  dat.CVaR.garch1 = matrix(c(t.garch, CVaR.garch.out1), ncol = 2)
  lines(CVaR.garch.out1, col = "green3", lwd = 1)
  exceed.garch1 =
  matrix(dat.garch1[dat.CVaR.garch1[, 2] < dat.garch1[, 2]], ncol = 2)
  points(exceed.garch1, col = "red", cex = 1, lwd = 2, pch = 19)

```

c) LPKR

```

#loss
for (i in window:(t - 1))
{
  reg=rq(returnLPKRCVaR[(i - window) + 1]:i)~
  VaR.garchBSDE250[(i - window) + 1]:i]+VaR.garchCTRA250[(i -
  window) + 1]:i]+VaR.garchPWON250[(i - window) + 1]:i]
  +VaR.garchSMRA250[(i - window) + 1]:i], tau=0.05) Sfitted.values
  CVaR.LPKR[(i - window) + 1]=reg
  if(CVaR.LPKR[(i - window) + 1]>returnLPKRCVaR[i + 1])
    loss.garchCVaRLPKR[(i - window) + 1]=1
}
ES.garchCVaRLPKR = sum(loss.garchCVaRLPKR)/(t - window)
win.graph()
return.out = matrix(returnLPKRCVaR[(window) + 1]:t], ncol = 1)
CVaR.garch.out = matrix(CVaR.LPKR[1:(t - window)], ncol = 1)
plot(return.out, col = "black", ylab = "Return
LPKR", xlab = "Time", main = "Window 250", ylim = c(-0.2, 0.2))
t.garch = matrix(1:nrow(return.out))
dat.garch = matrix(c(t.garch, return.out), ncol = 2)
dat.CVaR.garch = matrix(c(t.garch, CVaR.garch.out), ncol = 2)
lines(CVaR.garch.out, col = "blue", lwd = 1)
exceed.garch =
matrix(dat.garch[dat.CVaR.garch[, 2] > dat.garch[, 2]], ncol = 2)
points(exceed.garch, col = "red", cex = 1, lwd = 2, pch = 19)

#profit
for (i in window:(t - 1))
{
  reg=rq(returnLPKRCVaR[(i - window) + 1]:i)~
  VaR.garchBSDE250[(i - window) + 1]:i]+VaR.garchCTRA250[(i -
  window) + 1]:i]+VaR.garchPWON250[(i - window) + 1]:i]
  +VaR.garchSMRA250[(i - window) + 1]:i], tau=0.95) Sfitted.values
  CVaR.LPKR1[(i - window) + 1]=reg
  if(CVaR.LPKR1[(i - window) + 1]<returnLPKRCVaR[i + 1])
    prof.garchCVaRLPKR[(i - window) + 1]=1
}
ES.garchCVaRLPKR1 = sum(prof.garchCVaRLPKR)/(t - window)
CVaR.garch.out1 = matrix(CVaR.LPKR1[1:(t - window)], ncol = 1)
dat.garch1 = matrix(c(t.garch, return.out), ncol = 2)
dat.CVaR.garch1 = matrix(c(t.garch, CVaR.garch.out1), ncol = 2)
lines(CVaR.garch.out1, col = "green3", lwd = 1)
exceed.garch1 =
matrix(dat.garch1[dat.CVaR.garch1[, 2] < dat.garch1[, 2]], ncol = 2)
points(exceed.garch1, col = "red", cex = 1, lwd = 2, pch = 19)

```

d) PWON

```

#loss
for (i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnPWONCVar[(i-window+1):i]~
        VaR.garchBSDE250[(i-window+1):i]+VaR.garchCTRA250[(i-
window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-window+1):i]
        +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i], tau=0.05)$fitted.values
  CVar.PWON[(i-window)+1]=reg
  if(CVar.PWON[(i-window)+1]>returnPWONCVar[i+1])
    loss.garchCVarPWON[(i-window)+1]=1
}
ES.garchCVarPWON      = sum(loss.garchCVarPWON)/(t-window)
win.graph()
return.out           = matrix(returnPWONCVar[(window+1):t], ncol=1)
CVar.garch.out      = matrix(CVar.PWON[1:(t-window)], ncol=1)
plot(return.out, col="black", ylab="Return
PWON", xlab="Time", main="Window 250", ylim=c(-0.2, 0.2))

t.garch              = matrix(1:nrow(return.out))
dat.garch            = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.CVar.garch      = matrix(c(t.garch, CVar.garch.out), ncol=2)
lines(CVar.garch.out, col="blue", lwd=1)
exceed.garch        =
matrix(dat.garch[dat.CVar.garch[,2]>dat.garch[,2]], ncol=2)
points(exceed.garch, col="red", cex=1, lwd=2, pch=19)

#profit
for (i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnPWONCVar[(i-window+1):i]~
        VaR.garchBSDE250[(i-window+1):i]+VaR.garchCTRA250[(i-
window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-window+1):i]
        +VaR.garchSMRA250[(i-window+1):i], tau=0.95)$fitted.values
  CVar.PWON1[(i-window)+1]=reg
  if(CVar.PWON1[(i-window)+1]<returnPWONCVar[i+1])
    prof.garchCVarPWON[(i-window)+1]=1
}
ES.garchCVarPWON1   = sum(prof.garchCVarPWON)/(t-window)
CVar.garch.out1     = matrix(CVar.PWON1[1:(t-window)], ncol=1)
dat.garch1          = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.CVar.garch1     =
matrix(c(t.garch, CVar.garch.out1), ncol=2)
lines(CVar.garch.out1, col="green3", lwd=1)
exceed.garch1      =
matrix(dat.garch1[dat.CVar.garch1[,2]<dat.garch1[,2]], ncol=2)
points(exceed.garch1, col="red", cex=1, lwd=2, pch=19)

```

e) SMRA

```

#loss
for (i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnSMRACVar[(i-window+1):i]~
        VaR.garchBSDE250[(i-window+1):i]+VaR.garchCTRA250[(i-
window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-window+1):i]
        +VaR.garchPWON250[(i-window+1):i], tau=0.05)$fitted.values
  CVar.SMRA[(i-window)+1]=reg
  if(CVar.SMRA[(i-window)+1]>returnSMRACVar[i+1])
    loss.garchCVarSMRA[(i-window)+1]=1
}

```

Lampiran 12 (Lanjutan)

```

ES.garchCVarSMRA          = sum(loss.garchCVarSMRA)/(t-window)
win.graph()
return.out                = matrix(returnSMRACVaR[(window+1):t], ncol=1)
CVar.garch.out            = matrix(CVar.SMRA[1:(t-window)], ncol=1)
plot(return.out, col="black", ylab="Return
SMRA", xlab="Time", main="Window 250", ylim=c(-0.2, 0.2))

t.garch                   = matrix(1:nrow(return.out))
dat.garch                 = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.CVar.garch           = matrix(c(t.garch, CVar.garch.out), ncol=2)
lines(CVar.garch.out, col="blue", lwd=1)
exceed.garch             =
matrix(dat.garch[dat.CVar.garch[,2]>dat.garch[,2]], ncol=2)
points(exceed.garch, col="red", cex=1, lwd=2, pch=19)

#profit
for (i in window:(t-1))
{
  reg=rq(returnSMRACVaR[(i-window+1):i]-
        VaR.garchBSDE250[(i-window+1):i]+VaR.garchCTRA250[(i-
window+1):i]+VaR.garchLPKR250[(i-window+1):i]
        +VaR.garchPWON250[(i-window+1):i], tau=0.95)$fitted.values
  CVar.SMRA1[(i-window)+1]=reg
  if(CVar.SMRA1[(i-window)+1]<returnSMRACVaR[i+1])
    prof.garchCVarSMRA[(i-window)+1]=1
}
ES.garchCVarSMRA1        = sum(prof.garchCVarSMRA)/(t-window)
CVar.garch.out1         = matrix(CVar.SMRA1[1:(t-window)], ncol=1)
dat.garch1              = matrix(c(t.garch, return.out), ncol=2)
dat.CVar.garch1        =
matrix(c(t.garch, CVar.garch.out1), ncol=2)
lines(CVar.garch.out1, col="green3", lwd=1)
exceed.garch1          =
matrix(dat.garch1[dat.CVar.garch1[,2]<dat.garch1[,2]], ncol=2)
points(exceed.garch1, col="red", cex=1, lwd=2, pch=19)

```

Lampiran 13

Sintak R VaR *Duration* Test dan *Output* dengan ARMA – GARCH

a) Sintak R VaR *Duration* Test

```
# MEMANGGIL DATA
data1=read.csv("E://perusahaan.csv", sep=",", header=TRUE)
BSDE=data1[, 1]
CTRA=data1[, 2]
LPKR=data1[, 3]
PWON=data1[, 4]
SMRA=data1[, 5]
BSDE.return=(BSDE[-1]-BSDE[-length(BSDE)])/BSDE[-length(BSDE)]
CTRA.return=(CTRA[-1]-CTRA[-length(CTRA)])/CTRA[-length(CTRA)]
LPKR.return=(LPKR[-1]-LPKR[-length(LPKR)])/LPKR[-length(LPKR)]
PWON.return=(PWON[-1]-PWON[-length(PWON)])/PWON[-length(PWON)]
SMRA.return=(SMRA[-1]-SMRA[-length(SMRA)])/SMRA[-length(SMRA)]

#Duration ARMA-GARCH New
#data 250 Window
garchBSDE250=read.csv("E://VaR/VaR BSDE AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchCTRA250=read.csv("E://VaR/VaR CTRA AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchLPKR250=read.csv("E://VaR/VaR LPKR AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchPWON250=read.csv("E://VaR/VaR PWON AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchSMRA250=read.csv("E://VaR/VaR SMRA AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)

#loss data
VaR.garchBSDE250=garchBSDE250[, 2]
VaR.garchBSDE250=VaR.garchBSDE250[251:n]
VaR.garchCTRA250=garchCTRA250[, 2]
VaR.garchCTRA250=VaR.garchCTRA250[251:n]
VaR.garchLPKR250=garchLPKR250[, 2]
VaR.garchLPKR250=VaR.garchLPKR250[251:n]
VaR.garchPWON250=garchPWON250[, 2]
VaR.garchPWON250=VaR.garchPWON250[251:n]
VaR.garchSMRA250=garchSMRA250[, 2]
VaR.garchSMRA250=VaR.garchSMRA250[251:n]

#profit data
VaR.garch1BSDE250=garchBSDE250[, 3]
VaR.garch1BSDE250=VaR.garch1BSDE250[251:n]
VaR.garch1CTRA250=garchCTRA250[, 3]
VaR.garch1CTRA250=VaR.garch1CTRA250[251:n]
VaR.garch1LPKR250=garchLPKR250[, 3]
VaR.garch1LPKR250=VaR.garch1LPKR250[251:n]
VaR.garch1PWON250=garchPWON250[, 3]
VaR.garch1PWON250=VaR.garch1PWON250[251:n]
VaR.garch1SMRA250=garchSMRA250[, 3]
VaR.garch1SMRA250=VaR.garch1SMRA250[251:n]

#data 375 Window
garchBSDE375=read.csv("E://VaR/VaR BSDE AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchCTRA375=read.csv("E://VaR/VaR CTRA AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)
```

Lampiran 13 (Lanjutan)

```

garchLPKR375=read.csv("E://VaR/VaR LPKR AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchPWON375=read.csv("E://VaR/VaR PWON AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchSMRA375=read.csv("E://VaR/VaR SMRA AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)

#loss data
VaR.garchBSDE375=garchBSDE375[, 2]
VaR.garchBSDE375=VaR.garchBSDE375[376:n]
VaR.garchCTRA375=garchCTRA375[, 2]
VaR.garchCTRA375=VaR.garchCTRA375[376:n]
VaR.garchLPKR375=garchLPKR375[, 2]
VaR.garchLPKR375=VaR.garchLPKR375[376:n]
VaR.garchPWON375=garchPWON375[, 2]
VaR.garchPWON375=VaR.garchPWON375[376:n]
VaR.garchSMRA375=garchSMRA375[, 2]
VaR.garchSMRA375=VaR.garchSMRA375[376:n]

#profit data
VaR.garch1BSDE375=garchBSDE375[, 3]
VaR.garch1BSDE375=VaR.garch1BSDE375[376:n]
VaR.garch1CTRA375=garchCTRA375[, 3]
VaR.garch1CTRA375=VaR.garch1CTRA375[376:n]
VaR.garch1LPKR375=garchLPKR375[, 3]
VaR.garch1LPKR375=VaR.garch1LPKR375[376:n]
VaR.garch1PWON375=garchPWON375[, 3]
VaR.garch1PWON375=VaR.garch1PWON375[376:n]
VaR.garch1SMRA375=garchSMRA375[, 3]
VaR.garch1SMRA375=VaR.garch1SMRA375[376:n]

#data 500 Window
garchBSDE500=read.csv("E://VaR/VaR BSDE AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchCTRA500=read.csv("E://VaR/VaR CTRA AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchLPKR500=read.csv("E://VaR/VaR LPKR AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchPWON500=read.csv("E://VaR/VaR PWON AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchSMRA500=read.csv("E://VaR/VaR SMRA AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)

#loss data
VaR.garchBSDE500=garchBSDE500[, 2]
VaR.garchBSDE500=VaR.garchBSDE500[501:n]
VaR.garchCTRA500=garchCTRA500[, 2]
VaR.garchCTRA500=VaR.garchCTRA500[501:n]
VaR.garchLPKR500=garchLPKR500[, 2]
VaR.garchLPKR500=VaR.garchLPKR500[501:n]
VaR.garchPWON500=garchPWON500[, 2]
VaR.garchPWON500=VaR.garchPWON500[501:n]
VaR.garchSMRA500=garchSMRA500[, 2]
VaR.garchSMRA500=VaR.garchSMRA500[501:n]

#profit data
VaR.garch1BSDE500=garchBSDE500[, 3]
VaR.garch1BSDE500=VaR.garch1BSDE500[501:n]
VaR.garch1CTRA500=garchCTRA500[, 3]
VaR.garch1CTRA500=VaR.garch1CTRA500[501:n]
VaR.garch1LPKR500=garchLPKR500[, 3]

```


Lampiran 13 (Lanjutan)

```

VaR.garch1LPKR500=VaR.garch1LPKR500[501:n]
VaR.garch1PWON500=garchPWON500[,3]
VaR.garch1PWON500=VaR.garch1PWON500[501:n]
VaR.garch1SMRA500=garchSMRA500[,3]
VaR.garch1SMRA500=VaR.garch1SMRA500[501:n]

n=length(BSDE.return)
# Ganti BSDE dengan CTRA / LPKR / PWON / SMRA
#data 250 Window
garchBSDE250=read.csv("E://VaR/VaR BSDE AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
#loss data
VaR.garchBSDE250=garchBSDE250[,2]
VaR.garchBSDE250=VaR.garchBSDE250[251:n]
#profit data
VaR.garch1BSDE250=garchBSDE250[,3]
VaR.garch1BSDE250=VaR.garch1BSDE250[251:n]

#VaRDurTest BSDE
#250 loss
lossVaRBSDE250 = ifelse(BSDE.return[251:n] < VaR.garchBSDE250, 1,
0)
N = sum(lossVaRBSDE250)
TN = length(lossVaRBSDE250)
D = diff(which(lossVaRBSDE250 == 1))
C = rep(0, length(D))
if (lossVaRBSDE250[1] == 0) {
C = c(1, C)
D = c(which(lossVaRBSDE250 == 1)[1], D)
}
if (lossVaRBSDE250[TN] == 0) {
C = c(C, 1)
D = c(D, TN - tail(which(lossVaRBSDE250 == 1), 1))
}
N = length(D)
#VaRDurTest
ujiBSDE250 =VaRDurTest(0.05, BSDE.return[251:n],
VaR.garchBSDE250, conf.level = 0.95)
print(ujiBSDE250)
b = ujiBSDE250$b
#menghitung parameter a pada weibull
b250 = b
a250 = ((N - C[1] - C[N])/(sum(D^b250)))^(1/b250)
a250
#VaRDurTest BSDE
#250 prof
profVaRBSDE250 = ifelse(-BSDE.return[251:n] < -VaR.garch1BSDE250,
1, 0)
N = sum(profVaRBSDE250)
TN = length(profVaRBSDE250)
D = diff(which(profVaRBSDE250 == 1))
C = rep(0, length(D))
if (profVaRBSDE250[1] == 0) {
C = c(1, C)
D = c(which(profVaRBSDE250 == 1)[1], D)
}
if (profVaRBSDE250[TN] == 0) {
C = c(C, 1)
D = c(D, TN - tail(which(profVaRBSDE250 == 1), 1))
}
N = length(D)

```

Lampiran 13 (Lanjutan)

```
#VarDurTest
uj i BSDE250=VarDurTest(0.05, BSDE. return[251:n], VaR. garch1BSDE250,
conf.level = 0.95)
print(uj i BSDE250)
b=uj i BSDE250$b
#menghitung parameter a pada weibull
b250 = b
a250 = ((N - C[1] - C[N]) / (sum(D^b250)))^(1/b250)
a250
```

b) Hasil VaR *Duration Test* BSDE

Sb	Sb
[1] 1.041078	[1] 1.107302
SuLL	SuLL
[1] -363.8579	[1] -376.7947
SrLL	SrLL
[1] -363.984	[1] -377.6193
SLRp	SLRp
[1] 0.6154726	[1] 0.1990523
SHO	SHO
[1] "Duration Between Exceedances have no memory (Weibull b=1 = Exponential)"	[1] "Duration Between Exceedances have no memory (Weibull b=1 = Exponential)"
SDecision	SDecision
[1] "Fail to Reject H0"	[1] "Fail to Reject H0"
[1] 0.06280545	[1] 0.06466379

Lampiran 14

Sintak R CVaR *Duration Test* dan *Output* dengan ARMA – GARCH

a) Sintak R CVaR *Duration Test*

```
#Duration ARMA- GARCH New
#data 250 Window
garchBSDE250=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchCTRA250=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchLPKR250=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchPWON250=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchSMRA250=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 250.txt", sep="\t",
header=TRUE)

#loss data
VaR.garchBSDE250=garchBSDE250[, 2]
VaR.garchCTRA250=garchCTRA250[, 2]
VaR.garchLPKR250=garchLPKR250[, 2]
VaR.garchPWON250=garchPWON250[, 2]
VaR.garchSMRA250=garchSMRA250[, 2]

#profit data
VaR.garch1BSDE250=garchBSDE250[, 3]
VaR.garch1CTRA250=garchCTRA250[, 3]
VaR.garch1LPKR250=garchLPKR250[, 3]
VaR.garch1PWON250=garchPWON250[, 3]
VaR.garch1SMRA250=garchSMRA250[, 3]

#data 375 Window
garchBSDE375=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchCTRA375=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchLPKR375=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchPWON375=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchSMRA375=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 375.txt", sep="\t",
header=TRUE)

#loss data
VaR.garchBSDE375=garchBSDE375[, 2]
VaR.garchCTRA375=garchCTRA375[, 2]
VaR.garchLPKR375=garchLPKR375[, 2]
VaR.garchPWON375=garchPWON375[, 2]
VaR.garchSMRA375=garchSMRA375[, 2]

#profit data
VaR.garch1BSDE375=garchBSDE375[, 3]
VaR.garch1CTRA375=garchCTRA375[, 3]
VaR.garch1LPKR375=garchLPKR375[, 3]
VaR.garch1PWON375=garchPWON375[, 3]
VaR.garch1SMRA375=garchSMRA375[, 3]

#data 500 Window
garchBSDE500=read.csv("E://CVaR/CVaR BSDE AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)
```

Lampiran 14 (Lanjutan)

```

garchCTRA500=read.csv("E://CVar/CVar BSDE AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchLPKR500=read.csv("E://CVar/CVar BSDE AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchPWON500=read.csv("E://CVar/CVar BSDE AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)
garchSMRA500=read.csv("E://CVar/CVar BSDE AG 500.txt", sep="\t",
header=TRUE)

#loss data
VaR.garchBSDE500=garchBSDE500[, 2]
VaR.garchCTRA500=garchCTRA500[, 2]
VaR.garchLPKR500=garchLPKR500[, 2]
VaR.garchPWON500=garchPWON500[, 2]
VaR.garchSMRA500=garchSMRA500[, 2]

#profit data
VaR.garch1BSDE500=garchBSDE500[, 3]
VaR.garch1CTRA500=garchCTRA500[, 3]
VaR.garch1LPKR500=garchLPKR500[, 3]
VaR.garch1PWON500=garchPWON500[, 3]
VaR.garch1SMRA500=garchSMRA500[, 3]

#BSDE
returnBSDE=BSDE.return
returnBSDECVar=BSDE.return[251:n]
t=length(VaR.garchBSDE250)
t1=length(returnBSDECVar)

#250 loss
lossVaRBSDE250 = ifelse(BSDE.return[251:t1] < VaR.garchBSDE250,
1, 0)
N = sum(lossVaRBSDE250)
TN = length(lossVaRBSDE250)
D = diff(which(lossVaRBSDE250 == 1))
C = rep(0, length(D))
if (lossVaRBSDE250[1] == 0) {
  C = c(1, C)
  D = c(which(lossVaRBSDE250 == 1)[1], D)
}
if (lossVaRBSDE250[TN] == 0) {
  C = c(C, 1)
  D = c(D, TN - tail(which(lossVaRBSDE250 == 1), 1))
}
N = length(D)

#VarDurTest
ujiBSDE250 = VarDurTest(0.05, BSDE.return[251:t1],
VaR.garchBSDE250, conf.level = 0.95)
print(ujiBSDE250)
b = ujiBSDE250$b

#menghitung parameter a pada weibull
b250 = b
a250 = ((N - C[1] - C[N]) / (sum(D^b250)))^(1/b250)
a250

#VarDurTest BSDE
#250 prof
profVaRBSDE250 = ifelse(-BSDE.return[251:t1] < -
VaR.garch1BSDE250, 1, 0)

```

Lampiran 14 (Lanjutan)

```

N = sum(profVaBSDE250)
TN = length(profVaBSDE250)
D = diff(which(profVaBSDE250 == 1))
C = rep(0, length(D))
if (profVaBSDE250[1] == 0) {
  C = c(1, C)
  D = c(which(profVaBSDE250 == 1)[1], D)
}
if (profVaBSDE250[TN] == 0) {
  C = c(C, 1)
  D = c(D, TN - tail(which(profVaBSDE250 == 1), 1))
}
N = length(D)
#VarDurTest
ujiBSDE250=VarDurTest(0.05, -BSDE.return[251:t1], -
Var.garch1BSDE250, conf.level = 0.95)
print(ujiBSDE250)
b=ujiBSDE250$b
#menghitung parameter a pada weibull
b250 = b
a250 = ((N - C[1] - C[N]) / (sum(D^b250)))^(1/b250)
a250

```

b) Hasil CVaR *Duration Test* BSDE

Sb [1] 0.9999628	Sb [1] 1.041465
SuLL [1] -398.9307	SuLL [1] -409.2095
SrLL [1] -398.9307	SrLL [1] -409.3654
SLRp [1] 0.9995933	SLRp [1] 0.5764876
SHO [1] "Duration Between Exceedances have no memory (Weibull b=1 = Exponential)"	SHO [1] "Duration Between Exceedances have no memory (Weibull b=1 = Exponential)"
SDecisi on [1] "Fail to Reject H0"	SDecisi on [1] "Fail to Reject H0"
[1] 0.07232196	[1] 0.07375193

BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap Rr. Vianty Roose Ika Ramadhani dengan nama panggilan Via merupakan anak kedua dari tiga bersaudara. Lahir di Surabaya pada tanggal 12 Februari 1994. Penulis merupakan anak kedua dari pasangan Bapak Bambang dan Ibu Evie Noer. Pendidikan formal yang ditempuh penulis antara lain SDN Kertajaya Surabaya, SMPN 6 Surabaya, SMAN 2 Surabaya, dan D-III Statistika ITS. Penulis kemudian melanjutkan jenjang pendidikannya ke Lintas Jalur S1 Statistika ITS. Selama masa pendidikannya penulis aktif mengikuti organisasi seperti Tim Jurnalistik, Cheerleader, bendahara umum OSIS, anggota Badan Eksekutif Mahasiswa tingkat Fakultas (BEM FMIPA ITS), dan menjadi staff Divisi PERS HIMASTA ITS. Pada tahun 2015 penulis diterima menjadi mahasiswa Lintas Jalur Jurusan Statistika ITS dengan NRP 1315105034. Penulis membuat Tugas Akhirnya yang berjudul **“Analisis Risiko *Return Saham Perusahaan Sub Sektor Properti dan Real Estate Menggunakan Metode Conditional Value at Risk (CVaR) dengan Pendekatan ARMAX-GARCHX dan Duration Test sebagai Backtesting*”**. Selama masa studi LJ, penulis juga melakukan Kerja Praktek di Bank Rakyat Indonesia (BRI) AGRO pada tahun 2016. Apabila pembaca tertarik untuk berdiskusi terkait Tugas Akhir ini dapat mengirimkan email ke vianty.roose@yahoo.co.id.