ESTIMASI *VALUE AT RISK* (VaR) MODEL ARIMA(*p,d,q*) DENGAN SIMULASI MONTE CARLO PADA DATA SAHAM PT. LIPPO KARAWACI TBK.

SKRIPSI

oleh:
ROZAILA FARCHA
165090500111001

PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2019

LEMBAR PENGESAHAN

ESTIMASI *VALUE AT RISK* (VaR) MODEL ARIMA(*p,d,q*)
DENGAN SIMULASI MONTE CARLO
PADA DATA SAHAM PT. LIPPO KARAWACI TBK.

Oleh:
ROZAILA FARCHA
165090500111001

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
Pada tanggal 19 Desember 2019
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika dalam bidang Statistika

Dosen Pembimbing

Nurjannah, S.Si., M.Phil.,Ph.D
NIP. 198009212005012001

Mengetahui,
a.n. Ketua Jurusan Statistika
Fakultas MIPA
Universitas Brawijaya
Sekertaris,

Nurjannah, S.Si., M.Phil.,Ph.D
NIP. 198009212005012001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Rozaila Farcha

NIM : 165090500111001

Jurusan : Statistika

Skripsi Berjudul :

ESTIMASI *VALUE AT RISK* (VaR) MODEL ARIMA(*p,d,q*) DENGAN SIMULASI MONTE CARLO PADA DATA SAHAM PT. LIPPO KARAWACI TBK.

Dengan ini menyatakan bahwa:

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

Demikian pernyataan ini saya buat dengan segala kesadaran.

Malang, Desember 2019

yang menyatakan,

Rozaila Farcha

NIM. 165090500111001

ESTIMASI *VALUE AT RISK* (VaR) MODEL ARIMA(*p,d,q*) DENGAN SIMULASI MONTE CARLO PADA DATA SAHAM PT. LIPPO KARAWACI TBK.

ABSTRAK

Return merupakan salah satu data deret waktu yang dapat dimodelkan dengan pemodelan ARIMA(p,d,q). Fluktuasi tingkat pengembalian (*return*) dapat mencerminkan besar kecilnya risiko yang akan diperoleh. *Value at Risk* (*VaR*) merupakan salah alat ukur yang dapat menghitung besarnya kerugian (risiko) terburuk yang terjadi pada portofolio maupun saham dengan tingkat kepercayaan tertentu dan dalam periode tertentu. Salah satu metode perhitungan VaR yang sering digunakan adalah metode simulasi Monte Carlo. Studi simulasi dilakukan karena memiliki salah satu kelebihan yaitu dapat menganalisa ketidakpastian dimana tujuannya adalah untuk menentukan bagaimana variasi eror mempengaruhi performa dari sistem yang dimodelkan. Monte Carlo dapat dihitung dengan dua pendekatan yaitu pendekatan statis (deterministik) dan pendekatan dinamis. Berdasarkan hasil simulasi, kedua pendekatan menghasilkan estimasi risiko yang fluktuatif. Pada pendekatan statis (deterministik) menghasilkan peramalan risiko yang meningkat seiring bertambahnya periode waktu peramalan. Sementara itu pada pendekatan dinamis menghasilkan nilai risiko yang lebih konvergen seiring bertambahnya periode waktu peramalan.

Kata kunci : ARIMA(p,d,q), *Value at Risk*, Monte carlo

VALUE AT RISK (VAR) ESTIMATED IN ARIMA MODEL (*p,d,q*) WITH MONTE CARLO SIMULATION ON PT. LIPPO KARAWACI TBK.

ABSTRACT

Return is one of the time-series data that can be modeled by ARIMA(p, d, q). Fluctuations in the rate of return (return) can reflect the size of the risk to be obtained. Value at Risk (VaR) is a tool that can calculate the amount of the worst losses (risks) that occur in portfolios or stocks with a certain level of confidence and within a certain period. One method of VaR calculation that is often used is the Monte Carlo simulation method. The simulation study is carried out because it has one of the advantages of being able to analyze uncertainty where the aim is to determine how the variation of the error affects the performance of the system being modeled. Monte Carlo can be calculated with two approaches, namely a static (deterministic) approach and a dynamic approach. Based on the simulation results, both approaches produce fluctuating risk estimates. The static (deterministic) approach produces risk forecasting which increases with increasing forecasting periods. Meanwhile, the dynamic approach produces more convergent risk values as the forecast period increases.

Keywords: ARIMA (*p*,*d*,*q*), Value at Risk, Monte Carlo

KATA PENGANTAR

Puji syukur ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat-Nya sehingga Skripsi dengan judul **"Estimasi *Value at Risk* (VaR) Model ARIMA(*p,d,q*) dengan Simulasi Monte Carlo pada Data Saham PT. Lippo Karawaci Tbk."** dapat diselesaikan.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Sehubungan dengan hal tersebut, penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1) Bapak, Ibu, Adik, Hainidhar Airlangga, dan keluarga yang telah memberikan banyak kasih sayang, dukungan, dan doa
2) Nurjannah, S.Si., M.Phil., Ph.D selaku dosen pembimbing skripsi atas bimbingan dan saran yang diberikan selama proses penyusunan skripsi
3) Ir. Heni Kusdarwati, MS. dan Darmanto, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji atas bimbingan dan saran yang diberikan selama proses penyusunan skripsi
4) Achmad Efendi, S.Si., M.Sc., Ph.D. selaku ketua program studi Sarjana Statistika Universitas Brawijaya
5) Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D. selaku ketua jurusan Statistika Universitas Brawijaya
6) Dr. Ir. Solimun, MS. selaku ketua KKU.PSBM, Nurjannah, S.Si., Mphil, Ph.D selaku bendahara KKU.PSBM, Luthfatul Amaliana, S.Si., M.Si. selaku sekretaris KKU.PSBM, serta keluarga besar KKU.PSBM, yang telah memberikan dukungan penuh selama proses penyusunan skripsi
7) Teman-temanku Statistika Angkatan 2016, khususnya Devika, Laras, Fenin, Ais, Arul, Diego, dan Nisa atas dukungan yang diberikan

Penulis menyadari bahwa laporan skripsi ini masih memiliki kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran dari pembaca demi perbaikan dan penyempurnaan. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat kepada pembaca.

Malang, Desember 2019

Penulis

DAFTAR ISI

Hal.

LEMBAR PENGESAHAN iii
LEMBAR PERNYATAAN v
ABSTRAK vii
ABSTRACT ix
KATA PENGANTAR xi
DAFTAR ISI xiii
DAFTAR TABEL xv
DAFTAR GAMBAR xvii
LAMPIRAN xix
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1. Latar Belakang 1
1.2. Rumusan Masalah 3
1.3. Tujuan Penelitian 3
1.4. Manfaat Penelitian 3
1.5. Batasan Penelitian 4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA 5
2.1. Analisis Deret Waktu 5
2.2. *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) 5
3.3. Pembentukan Model ARIMA 6
3.3.1. Stasioneritas Data Deret Waktu 6
2.3.2 Identifikasi Model 10
2.3.3. Pendugaan Parameter 11
2.3.4. Diagnostik Model 12
2.3.5. Pemilihan Model ARIMA Terbaik 14
2.3.6. Peramalan AR(1) 14
2.4. *Value at Risk* (VaR) 15
2.4.1. Peramalan *Value at Risk* (VaR) 16
2.5. Simulasi Monte Carlo 16
2.6. Tinjauan Non-Statistika 18
2.6.1. Saham 18
2.6.2. *Return* (Pengembalian) Saham 18
BAB III METODE PENELITIAN 21
3.1. Sumber Data 21
3.2. Metode Analisis Data 21

3.2.1. Pembentukan Model ARIMA(p,d,q)..............21
3.2.2. Simulasi Monte Carlo Pendekatan Deterministik (Statis) 22
3.2.3. Simulasi Monte Carlo Pendekatan Dinamis....23
3.3. Diagram Alir...24
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 29
4.1. Identifikasi Pola Data 29
4.2. Pemodelan *Return* Saham dengan Model ARIMA ...31
4.2.1. Pengujian Stasioneritas 31
4.2.2. Identifikasi Model ARIMA(p,d,q) 33
4.2.3. Pendugaan Parameter 34
4.2.4. Diagnostik Model...35
4.2.5. Pemilihan Model Terbaik...................................36
4.3. Estimasi Nilai VaR menggunakan Simulasi Monte Carlo dengan Pendekatan Deterministik (Statis).......37
4.3.1. Proses Simulasi 37
4.3.2. Hasil Estimasi Nilai VaR dengan Pendekatan Deterministik (Statis) 37
4.3.3. Peramalan VaR hingga Enam Periode Mendatang...39
4.4. Estimasi Nilai VaR menggunakan Simulasi Monte Carlo dengan Pendekatan Dinamis.............................41
4.4.1. Proses Simulasi 41
4.4.2. Hasil Estimasi Nilai VaR dengan Pendekatan Dinamis 42
4.4.3. Peramalan VaR hingga Enam Periode Mendatang...43
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 47
5.1. Kesimpulan...47
5.2. Saran 47
DAFTAR PUSTAKA 49
LAMPIRAN 51

DAFTAR TABEL

Hal.

Tabel 2.1 Transformasi *Box-Cox* 8
Tabel 2.2 Karakteristik ACF dan PACF dari proses stasioner 11
Tabel 4.1 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA(p,d,q) 35
Tabel 4.2 Hasil Diagnostik Model 36
Tabel 4.3 Nilai AIC setiap Model Tentatif 36
Tabel 4.4 Hasil Perhitungan VaR Satu Periode Mendatang 38
Tabel 4.5 Hasil Perhitungan VaR Enam Periode Mendatang 39
Tabel 4.6 Peramalan Nilai VaR hingga Enam Periode Mendatang 45

DAFTAR GAMBAR

Hal.
Gambar 4.1 Plot Deret Waktu Harga Saham Penutup 29
Gambar 4.2 Plot Deret Waktu *Return* Saham 31
Gambar 4.3 *Rounded Value* Data *Return* PT. Lippo Karawaci Tbk. 32
Gambar 4.4 Hasil Plot PACF 33
Gambar 4.5 Hasil Plot ACF 34
Gambar 4.6 Plot VaR Satu Periode Mendatang Hasil Simulasi 38
Gambar 4.7 Plot Data *Return* beserta Peramalan 6 Periode Mendatang 42
Gambar 4.8 Plot Deret Waktu VaR Hasil Simulasi Pendekatan Dinamis 42

LAMPIRAN

Hal.

Lampiran 1. Data harga saham dan *return* PT. Lippo Karawaci Tbk. 51
Lampiran 2. *Source code* untuk pemodelan ARIMA(*p,d,q*).... 52
Lampiran 3. *Source code* untuk simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) 53
Lampiran 4. *Source code* untuk simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan dinamis 56
Lampiran 5. Hasil Uji *Dickey Fuller* 59
Lampiran 6. *Output software* R pendugaan/estimasi untuk masing-masing model tentatif 60
Lampiran 7. *Output software Gretl* uji signifikansi parameter untuk masing-masing model tentatif 61
Lampiran 8. Hasil diagnostik sisaan uji *Ljung-Box* dan uji *Jarque Bera* untuk setiap model tentatif 62
Lampiran 9. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dan selisih VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk satu periode.. 64
Lampiran 10. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk dua periode 65
Lampiran 11. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk tiga periode 66
Lampiran 12. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk empat periode.. 67
Lampiran 13. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk lima periode 68
Lampiran 14. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk enam periode.. 69
Lampiran 15. Rata-rata hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan dinamis untuk satu periode 70

BAB I
PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Data deret waktu adalah sebuah rangkaian data yang disusun berdasarkan waktu dengan interval yang sama (Wei, 2006). Analisis deret waktu dapat diterapkan diberbagai bidang, baik data deret waktu dengan satu variabel maupun lebih dari satu variabel. Penerapan analisis deret waktu banyak ditemui pada bidang ekonomi khususnya keuangan. Pemodelan data deret waktu yang sering digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)(p,d,q) (Makridakis, 1999).

Model ARIMA(p,d,q) dapat diartikan sebagai gabungan dua model, yaitu Model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Dasar pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)(p,d,q) adalah nilai variabel pada pengamatan sekarang dan masa lalu serta nilai sisaan/galat. Model ini berasumsi bahwa data deret waktu memiliki rata-rata dan ragam konstan. Namun kenyataannya, seringkali data ekonomi khususnya keuangan memiliki ragam yang tidak konstan. Ragam yang tidak konstan terlihat dari nilai *rounded value* (λ), jika bernilai sama dengan satu maka dikatakan konstan (stasioner), selainnya disebut tidak konstan. Permasalahan tersebut dapat diatasi dengan transformasi *Box-Cox*.

Value at Risk (VaR) merupakan salah alat ukur yang dapat menghitung besarnya kerugian (risiko) terburuk yang terjadi pada portofolio maupun saham dengan tingkat kepercayaan tertentu dan dalam periode tertentu (Dharmawan, 2014). VaR dapat dihitung/didekati dengan tiga metode yaitu metode varian-kovarian, metode simulasi monte carlo, dan simulasi data historis (Renggani, Pintari, dan Subekti, 2017). Metode perhitungan VaR yang banyak diterapkan adalah metode simulasi monte carlo. Prinsip dari simulasi monte carlo adalah melakukan pembangkitan bilangan acak berdasarkan karakteristik dari data yang akan dibangkitkan. Data yang dimaksud pada penelitian ini adalah sisaan dari model ARIMA(p,d,q) dengan asumsi bahwa sisaan bersifat *white noise* dan mengikuti distribusi normal.

Performa saham dapat dilihat dari besar/kecilnya nilai risiko yang dihasilkan, di mana risiko selalu muncul dari waktu ke waktu tanpa dapat dikendalikan. Bagi investor, menghitung besar/kecilnya risiko sangat penting, karena dengan mengetahui tingkat risiko maka proses pengambilan kebijakan dan keputusan saat berinvestasi dapat dilakukan dengan lebih terukur. Besar risiko dapat dilihat dari fluktuasi tingkat pengembalian (*return*). Tingkat pengembalian (*return*) adalah hasil dalam bentuk kerugian/keuntungan yang diperoleh saat berinvestasi diwaktu yang akan datang. Semakin besar fluktuasi nilai *return* maka dapat dikatakan bahwa risiko pada saham tersebut adalah tinggi dan sebaliknya.

Return merupakan salah satu data deret waktu yang dapat dimodelkan dengan pemodelan ARIMA(p,d,q). Model ARIMA(p,d,q) dinilai dapat menangkap informasi mengenai nilai *return*, karena nilai *return* saling berkaitan satu dengan yang lain. Berdasarkan penelitian sebelumnya oleh Saviera (2017) yang berjudul "Estimasi *Value at Risk* dengan Pendekatan ARIMA *GARCH*(1,1) dan *Peak Over Threshold*" penelitian ini menghitung besar kerugian (VaR) tanpa melakukan simulasi. Penelitian lainnya adalah Lestdwinanto (2016) yaitu membandingkan tiga metode dalam memprediksi risiko dan didapatkan kesimpulan bahwa metode monte rarlo adalah metode yang paling efisien dari ketiga metode yang dapat digunakan (*risk metrics*, *simulasi* monte carlo, dan *historical back*) untuk memprediksi risiko investasi pada saham properti yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Berdasarkan penelitian terdahulu yang telah disebutkan, belum terdapat penelitian yang menggunakan pendekatan simulasi dengan melibatkan pemodelan deret waktu dalam memperhitungkan besar risiko.

Penelitian ini difokuskan pada pemodelan *return* saham dengan model ARIMA(p,d,q) untuk menangkap informasi deret waktu. Pendekatan simulasi monte carlo digunakan karena metode tersebut dapat menganalisis bagaimana pengaruh ketidakpastian (variasi eror) dalam mempengaruhi performa saham. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data di bidang keuangan (saham) yang terdiri dari satu variabel.

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang akan diteliti berdasarkan latar belakang di atas adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana pemodelan *return* saham dengan pendekatan model ARIMA(p,d,q)?
2. Berapakah estimasi nilai risiko saham 6 periode mendatang dengan model ARIMA(p,d,q) menggunakan metode simulasi Monte Carlo dengan pendekatan deterministik (statis)?
3. Berapakah estimasi nilai risiko saham 6 periode mendatang dengan model ARIMA(p,d,q) menggunakan metode simulasi Monte Carlo dengan pendekatan dinamis?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui bentuk model *return* saham dengan pendekatan model ARIMA(p,d,q).
2. Mengestimasi nilai risiko *return* saham 6 periode mendatang dengan model ARIMA(p,d,q) menggunakan metode simulasi Monte Carlo dengan pendekatan deterministik (statis).
3. Mengestimasi nilai risiko *return* saham 6 periode mendatang dengan model ARIMA(p,d,q) menggunakan metode simulasi Monte Carlo dengan pendekatan dinamis.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Memberikan informasi mengenai pemodelan deret waktu dari *return* menggunakan model ARIMA(p,d,q).
2. Memberikan informasi mengenai kerugian yang terjadi pada harga saham tertentu pada 6 periode mendatang menggunakan metode simulasi Monte Carlo dengan pendekatan deterministik (statis).
3. Memberikan informasi mengenai kerugian yang terjadi pada harga saham tertentu pada 6 periode mendatang menggunakan metode simulasi Monte Carlo dengan pendekatan dinamis.

1.5. Batasan Penelitian

Batasan masalah yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Perhitungan nilai *return* menggunakan persamaan *geometric return*.
2. Dana aset yang digunakan sebesar Rp 100.000.000

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Analisis Deret Waktu

Deret atau urutan dari sebuah observasi disebut dengan deret waktu (Wei, 2006). Menurut Cryer dan Chan (2008), data deret waktu adalah serangkaian data pengamatan yang disusun menurut waktu {Yt: ±1, ±2,....*n*}, dimana pengamatan tersebut bersifat acak dan saling berhubungan. Banyak bidang yang menggunakan data deret waktu, seperti bidang ekonomi, bisnis, pertanian, meteorologi, ilmu biologi, dan ekologi. Tujuan dari analisis deret waktu adalah untuk memperoleh model dari sebuah proses stokastik dan melakukan peramalan dari data historis yang hanya melibatkan satu data maupun beberapa data yang merupakan faktor dari deret waktu yang diamati.

Dalam menentukan pemodelan data deret waktu, terdapat tiga tahapan yang biasa digunakan, yaitu spesifikasi (identifikasi) model, *fitting* model, dan diagnostik model. Spesifikasi (identifikasi) model meliputi plot deret waktu, menghitung beberapa statistik data, dan menghubungkan plot data yang diperoleh dengan beberapa informasi yang berhubungan dengan data. *Fitting* model merupakan tahapan untuk mengestimasi parameter pada model yang terbentuk. Diagnostik model dilakukan untuk mengukur kelayakan model yang diperoleh, mengukur seberapa pas model dapat merepresentasikan keadaan aktual dan memperhatikan apakah asumsi model telah terpenuhi atau tidak. Pemodelan data deret waktu yang sering digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)(*p*,*d*,*q*) (Makridakis, 1999).

2.2. *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Cryer dan Chan (2008) menyatakan bahwa deret waktu Y_t merupakan model ARIMA, jika terdapat diferensi maka menjadi $W_t = \nabla^d Y_t$. Model ARIMA (*p*,*d*,*q*) merupakan gabungan dari model *Autoregressive* (AR) yang memiliki orde *p* dan *Moving Average* (MA) yang memiliki orde *q* dengan integrasi orde *d*. Model AR (*p*) adalah model dimana Y_t merupakan fungsi dari data di masa yang lalu, yakni $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \ldots, Y_{t-p}$. Persamaan AR (*p*) sebagai berikut.

$\Phi_p(B)Y_t = e_t$ atau

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \qquad (2.1)$$

di mana $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p)$ (2.2)

Model MA(q) adalah model yang digunakan untuk memprediksi Y_t sebagai fungsi dari sisaan/eror dimasa lalu (*past forecast error*). Persamaan MA (q) sebagai berikut.

$Y_t = \theta(B)e_t$ atau

$$Y_t = e_t + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + \cdots + \theta_q e_{t-q} \quad (2.3)$$

dimana $\theta(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q)$ (2.4)

Dalam Wei (2006) bentuk umum ARIMA sebagai berikut.

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_0 + \theta_q(B)e_t \quad (2.5)$$

AR (p) stasioner dengan operator $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p)$ dan MA (q) *invertible* dengan operator $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q)$

keterangan :

ϕ : parameter *Autoregressive* (AR(p))

θ : parameter *Moving Average* (MA(q))

θ_0 : rata-rata yang bernilai konstan

p : orde *Autoregressive* (AR(p))

d : orde *differencing*

q : orde *Moving Average* (MA(q))

e_t : sisaan acak (*white noise*)

3.3. Pembentukan Model ARIMA

Tahap pembentukan model ARIMA adalah sebagai berikut.

3.3.1. Stasioneritas Data Deret Waktu

Stasioneritas merupakan asumsi yang paling penting dalam analisis deret waktu. Stasioneritas berarti perilaku proses tidak mengalami perubahan seiring waktu (Cryer dan Chan, 2008). Suatu proses $\{Y_t\}$ dikatakan stasioner apabila distribusi gabungan $Y_{t_1}, Y_{t_2}, Y_{t_3}, \ldots, Y_{t_n}$ sama dengan distribusi gabungan dari $Y_{t_1-k}, Y_{t_2-k}, Y_{t_3-k}, \ldots, Y_{t_n-k}$ untuk semua t_1, t_2, t_3, ..., t_n dan semua *lag* ke k, sehingga rata-rata dan ragam yang dihasilkan konstan untuk seluruh waktu. Wei (2006) menyatakan proses stasioner adalah ketika $E(Y_t) = \mu$ dan $\mathrm{Var}(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$. Stasioner terjadi jika data berada di sekitar nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu serta ragam dari fluktuasi tersebut konstan dari waktu ke waktu.

Terdapat dua jenis stasioneritas data deret waktu yaitu stasioneritas terhadap rata-rata dan stasioneritas terhadap ragam.

1. Stasioneritas Ragam

Stasioneritas terhadap ragam dapat dilihat melalui plot *Box-Cox*. Deret waktu dapat dikatakan stasioner terhadap ragam jika data berfluktuasi dengan ragam konstan. Transformasi *Box-Cox* adalah transformasi pangkat pada respon. *Box-Cox* mempertimbangkan kelas transformasi yang mempunyai parameter tunggal (λ) yang dipangkatkan pada variabel Y_t, sehingga transformasinya menjadi Y_t^{λ}. Sedangkan λ adalah parameter yang perlu diduga. Jika nilai λ (*rounded value*) yang dihasilkan sama dengan satu, maka dapat dikatakan bahwa data deret waktu telah stasioner terhadap ragam. Parameter λ diduga dengan metode *maximum likelihood* (Box dan Cox, 1964). Jika diasumsikan Z_t mengikuti model AR(1), seperti persamaan berikut.

$$Z_t = \phi Z_{t-1} + e_t$$

Di mana e_t menyebar normal identik dan independen dengan nilai tengah nol dan ragam σ_e^2 ($e_t \sim NIID\ (0, \sigma_e^2\ )$) maka fungsi *likelihood* yang dimiliki adalah sebagai berikut.

$$L(\phi, \lambda, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{\frac{-N}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{t=1}^{N}(Z_t - \phi Z_{t-1})^2\right) \qquad (2.6)$$

Fungsi kepekatan peluang dari Z_t sebagai fungsi transformasi dari Y_t didapat dengan menggunakan transformasi *Jacobian*. Misalkan $J(\lambda, Y)$ merupakan transformasi *Jacobian* dari peubah Y_t menjadi Z_t, maka fungsi kepekatan peluang sekaligus fungsi *likelihood* dari Y_t adalah sebagai berikut.

$$L(\phi, \lambda, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{\frac{-N}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{t=1}^{N}(Z_t - \phi Z_{t-1})^2\right)(J(\lambda, Y)) \qquad (2.7)$$

di mana

$$J(\lambda, Y) = \prod_{t=1}^{n}\frac{\partial Z_t}{\partial Y_t} = \prod_{t=1}^{n}\frac{\partial\left(\frac{Y_t^{(\lambda)}-1}{\lambda}\right)}{\partial Y_t} = \prod_{t=1}^{n} Y_t^{\lambda-1} \qquad (2.8)$$

Sehingga fungsi *likelihood* pada persamaan (2.7) dapat ditulis kembali sebagai berikut.

$$L(\phi, \lambda, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{\frac{-N}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{t=1}^{N}(Z_t - \phi Z_{t-1})^2\right)\prod_{t=1}^{n} Y_t^{\lambda-1} \qquad (2.9)$$

Maka fungsi *log likelihood* dari persamaan (2.9) sebagai berikut.

$$\ln\left(L(\phi,\lambda,\sigma^2)\right) = l = -\frac{N}{2}\ln(2\pi) - \frac{N}{2}\ln(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2}\sum_{t=1}^{N}(Y_t - \phi Y_{t-1})^2 + \sum_{t=1}^{N}\ln(Y_t^{\lambda-1}) \quad (2.10)$$

Berdasarkan fungsi *log likelihood* pada persamaan (2.10), fungsi maksimum *likelihood* untuk nilai λ yang ditetapkan pada rentang tertentu adalah sebagai berikut.

$$\max l(\lambda) = \frac{\partial}{\partial\lambda}(l) = \left(-\frac{N}{2}\ln(\hat{\sigma}^2) + (\lambda - 1)\sum_{t=1}^{N}\ln(Y_t)\right) \quad (2.11)$$

di mana $(\hat{\sigma}^2)$ adalah $\left(\frac{JKS}{N-1}\right)$. JKS merupakan jumlah kuadrat sisaan yang diperoleh setelah membentuk model regresi dengan λ yang ditentukan. Berikut beberapa nilai λ beserta dengan transformasinya, tersaji pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Transformasi *Box-Cox*

λ	Transformasi
2	Y_t^2
0.5	$\sqrt{Y_t}$
0	$\ln Y_t$
-0.5	$1/\sqrt{Y_t}$
-1	$1/Y_t$

2. Stasioneritas Rata-Rata

Secara deskriptif, stasioneritas rata-rata dapat diketahui dengan melihat plot deret waktu yang terbentuk. Apabila terdapat pola atau *trend* yang terlihat pada plot deret waktu, maka data deret waktu belum stasioner terhadap rata-rata. Selain plot deret waktu, plot ACF (*Autocorrelation Function*) juga dapat dijadikan alat untuk memeriksa stasioneritas rata-rata. Apabila ACF signifikan pada lebih dari tiga *lag*, maka stasioneritas rata-rata belum terpenuhi. Selain itu, stasioneritas terhadap rata-rata juga dapat diketahui melalui uji akar unit. Menurut Gujarati (2003), uji akar unit yang sangat populer adalah dengan prosedur *Dickey Fuller* yang dikenalkan oleh David Dickey dan

Wayne Fuller. Uji akar tersebut memiliki model awal AR(1) seperti persamaan berikut.

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + e_t \quad ; -1 < \rho < 1 \qquad (2.12)$$

Jika nilai dari ρ = 1, maka variabel random Y memiliki akar unit. Jika suatu deret waktu memiliki akar unit, maka dapat dikatakan bahwa data tersebut bergerak secara *random walk* yang berarti variabel tersebut tidak stasioner. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, maka kedua sisi pada persamaan (2.12) dikurangi Y_{t-1} sehingga dihasilkan persamaan berbentuk AR(1) sebagai berikut.

$$Y_t - Y_{t-1} = \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + e_t$$
$$Y_t - Y_{t-1} = (\rho - 1)Y_{t-1} + e_t$$
$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + e_t \qquad (2.13)$$

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

H_0 : $\delta = 0$, terdapat akar unit atau Y_t tidak stasioner vs.

H_1 : $\delta < 0$, tidak terdapat akar unit atau Y_t stasioner

Statistik uji yang digunakan seperti pada persamaan (2.14) (Makridarkis dkk., 1999).

$$t = \frac{\hat{\delta}}{Se\ (\hat{\delta})} \sim t_{(n-1)} \qquad (2.14)$$

dengan

$$\hat{\delta} = \frac{\sum_{t=1}^{n} Y_{t-1} Y_t}{\sum_{t=1}^{n} Y_{t-1}^2} \qquad (2.15)$$

$$Se\ (\hat{\delta}) = \sqrt{\frac{\hat{\sigma}_{e_t}^2}{\sum_{t=1}^{n} Y_{t-1}^2}} \qquad (2.16)$$

$$\hat{\sigma}_{e_t}^2 = \frac{\sum_{t=1}^{n} {e_t}^2}{n} = \frac{\sum_{t=1}^{n} (Y_t - \delta Y_{t-1})^2}{n} \qquad (2.17)$$

keterangan :

t : 1, 2, …., n

δ : penduga parameter untuk AR(1)

$Se\ (\hat{\delta})$: salah baku penduga $\hat{\delta}$

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

Y_t : obeservasi ke-t

n : banyak observasi

Statistik uji pada persamaan (2.14) mengikuti distribusi t dengan derajat bebas $n-1$. Kriteria penolakan H_0 adalah ketika nilai statistik uji lebih kecil dari titik kritis $t_{\alpha(n-1)}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel stasioner. Sebaliknya, jika nilai statistik uji lebih kecil dari titik kritis $t_{\alpha(n-1)}$, maka dapat disimpulkan bahwa variabel tidak stasioner.

2.3.2 Identifikasi Model

Jika data deret waktu sudah stasioner, maka langkah selanjutnya adalah menetapkan model ARIMA(*p*,*d*,*q*) yang cocok untuk data tersebut. Proses pengidentifikasian model ARIMA dapat dilakukan dengan cara membuat plot *Sample Autocorrelation Function* (SACF) dan *Sample Partial Autocorrelation Function* (SPACF).

a. Fungsi Autokorelasi Contoh (SACF)

Autokorelasi didefinisikan sebagai korelasi antar data yang tersusun berdasarkan waktu (Gujarati, 2003). Korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} adalah:

$$\widehat{\rho_k} = \frac{\widehat{\gamma_k}}{\widehat{\gamma_0}} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Z_t - \bar{Z})((Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \bar{Z})^2} \tag{2.18}$$

Sebagai fungsi dari *k*, ρ_k disebut sebagai fungsi autokorelasi pada analisis deret waktu karena menjelaskan korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} dari proses yang sama, hanya dipisahkan oleh *time-lag k* (Wei, 2006).

b. Fungsi Autokorelasi Parsial Contoh (SPACF)

Autokorelasi parsial mengukur keeratan hubungan linier antara Y_t dan Y_{t+k} apabila pengaruh dari *lag* 1, 2, …, *k*-1 dianggap terpisah. Menurut Cryer dan Chan (2008), penduga bagi PACF contoh diperoleh berdasarkan koefisien autokorelasi pada persamaan *Yule-Walker* untuk *lag* ke-*k* sebagai persamaan berikut.

Penduga PACF contoh :

$$\widehat{\phi_{kk}} = \frac{\widehat{\rho_k} - \sum_{j=1}^{k-1}\widehat{\phi_{k-1,j}}\widehat{\rho_{k-j}}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1}\widehat{\phi_{k-1,j}}\widehat{\rho_j}} \tag{2.19}$$

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

keterangan :

ϕ_{kk} : koefisien autokorelasi parsial pada *lag k*

ρ_k : koefisien autokorelasi pada *lag k*

ρ_j : koefisien autokorelasi pada *lag j*

ρ_{k-j} : koefisien autokorelasi pada *lag k-j*

Dari data deret waktu yang sudah stasioner, dengan ciri-ciri ACF dan PACF sebagai berikut (Bowerman dan O'Connell, 1993).

Tabel 2.2 Karakteristik ACF dan PACF dari Proses Stasioner

	ACF	**PACF**
AR(*p*)	Turun secara eksponensial atau gelombang sinus	Berbeda nyata setelah lag ke *p*
MA(*q*)	Berbeda nyata setalah lag ke *q*	Turun secara eksponensial atau gelombang sinus
ARMA (*p,q*)	Turun setelah lag (*q-p*)	Turun setelah lag (*q-p*)

2.3.3. Pendugaan Parameter

Menurut Cryer dan Chan (2008), terdapat beberapa metode untuk menduga parameter-parameter yaitu dengan metode momen, metode kuadrat terkecil, dan metode *maximum likelihood*. Pendugaan parameter model AR(1) menggunakan metode *maximum likelihood* adalah sebagai berikut.

$$L\,(\phi, \mu, \sigma_e^2) = (2\pi\sigma_e^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_e^2}\sum_{t=p+1}^{n} e_t^2\right)$$

Misalkan $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ dan asumsikan bahwa $Y_* = (Y_{1-p}, \dots, Y_{-1}, Y_0)$ dan $e_* = (e_{1-p}, \dots, e_{-1}, e_0)$ diketahui. Sehingga fungsi *log likelihood* bersyarat yang digunakan sebagai berikut.

$$Ln\, L_*\,(\emptyset, \mu, \theta, {\sigma_e}^2) = -\frac{n}{2}\ln(2\pi) - \frac{n}{2}\ln({\sigma_e}^2) - \frac{1}{2{\sigma_e}^2} S_*(\emptyset, \mu, \theta) \qquad (2.20)$$

di mana $S_*(\emptyset, \mu, \theta) = \sum_{t=p+1}^{n} e_t^2\ (\emptyset, \mu, \theta | \boldsymbol{Y})$ merupakan fungsi kuadrat bersyarat (*conditional sum of square function*) (Wei, 2006). Hipotesis untuk mengetahui apakah parameter tersebut layak atau tidak digunakan dalam model adalah sebagai berikut.

$H_0 : \theta_i = 0$ (parameter tidak signifikan) vs
$H_1 : \theta_i \neq 0$ (parameter signifikan)

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$t = \frac{\hat{\theta}_t}{S_{\hat{\theta}_t}} \sim t_{n-(p+q+1)} \quad (2.21)$$

Pengujian signifikansi dilakukan dengan cara membandingkan *p-value* dengan nilai α (0.05). Apabila *p-value* < α (0.05) maka tolak H_0, yang berarti bahwa parameter signifikan (berpengaruh) pun sebaliknya.

2.3.4. Diagnostik Model

Setelah penduga parameter yang layak untuk model diperoleh, agar model siap digunakan untuk peramalan, maka perlu dilakukan pemeriksaan diagnostik (*diagnostic checking*). Diagnostik model yaitu dengan memeriksa atau menguji model telah dispesifikasi secara benar atau telah dipilih orde *p*, *d*, dan *q* dengan benar. Menurut Wei (2006) dalam pemeriksaan terhadap model ada uji kesesuaian model yang dilakukan, yaitu uji terhadap asumsi *white noise* pada sisaan.

Asumsi *white noise* pada sisaan harus terpenuhi, yaitu mengikuti proses yang menunjukkan tidak ada autokorelasi, dengan kata lain, sisaan sudah tidak mempunyai pola tertentu lagi atau bersifat acak (rata-rata = 0 dan ragam konstan). Pengujian *white noise* pada sisaan menggunakan uji *Ljung-Box*. Hipotesis uji *Ljung-Box* sebagai berikut (Wei, 2006).

$H_0 : \rho_i = 0$ (tidak terdapat korelasi sisaan antar lag) vs.
H_1 : minimal terdapat satu $\rho_i \neq 0$; $i = 1,2,\ldots,k$ (terdapat korelasi sisaan antar lag)

Statistik uji :

$$Q = n(n+2)\sum_{i=1}^{k}\frac{\hat{\rho}_i^2}{n-i} \sim \chi^2_{(k-m)} \quad (2.22)$$

keterangan:
n : banyaknya pengamatan
$\hat{\rho}_i$: penduga autokorelasi sisaan pada *lag* ke-*i*
k : banyaknya autokorelasi yang diuji

m : banyaknya parameter yang diduga dalam model (m=p+q)

Statistik Q mendekati distribusi khi-kuadrat dengan derajat bebas *k-m*. Jika statistik Q < $\chi^2_{(\alpha,k-m)}$, maka semua koefisien autokorelasi dianggap tidak berbeda dari nol atau menunjukkan model layak untuk digunakan. Jika nilai statistik uji > nilai χ^2 maka tolak H_0 yang berarti bahwa sisaan tidak memenuhi asumsi *white noise* dan model tidak layak.

Selain pengujian asumsi sisaan bersifat *white noise*, dilakukan juga pengujian asumsi kenormalan sisaan (uji normalitas sisaan). Uji normalitas dilakukan untuk mengetahui apakah sisaan dari model yang didapatkan berdistribusi normal atau tidak. Salah satu uji normalitas terhadap sisaan yang dapat digunakan adalah uji statistik *Jarque Bera Test*, dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \varepsilon_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ (sisaan menyebar normal) vs.
$H_1 : \varepsilon_i \nsim N(\mu, \sigma^2)$ (sisaan tidak menyebar normal)

Statistik uji pada *Jarque Bera* adalah sebagai berikut.

$$JB = \frac{\hat{S}^2(x)}{6/n} + \frac{(\hat{K}(x)-3)^2}{24/n} \qquad (2.23)$$

di mana :

$$\hat{\mu}_x = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} x_t$$

$$\hat{S}^2(x) = \left(\frac{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(x_t - \hat{\mu}_x)^3}{\left(\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(x_t - \hat{\mu}_x)^2\right)^{\frac{3}{2}}}\right)^2$$

$$\hat{K}(x) = \frac{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(x_t - \hat{\mu}_x)^4}{\left(\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(x_t - \hat{\mu}_x)^2\right)^2}$$

Kriteria pengambilan keputusan yaitu membandingkan nilai statistik (JB) dengan titik kritis dari uji *Jarque Bera*. Terima H_0 apabila nilai $JB<\chi^2_{\alpha(2)}$ atau jika *p-value* > α, yang artinya sisaan mengikuti distribusi normal.

2.3.5. Pemilihan Model ARIMA Terbaik

Menurut Enders (2004) pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Akaike's Information Criteria* (AIC) dengan memilih nilai yang terkecil. AIC dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$AIC = n\ln(jumlah\ kuadrat\ sisaan) + 2p$$

$$AIC = n\ln\left(\frac{\sum_{t=1}^{n} e_t^2}{n}\right) + 2p \qquad (2.24)$$

keterangan :

n : banyaknya pengamatan yang ada dalam pendugaan parameter

p : banyak parameter dalam model; $p+q+1$ jika model mengandung intersep dan $p+q$ jika model tidak mengandung intersep

e_t : sisaan model

2.3.6. Peramalan AR(1)

Pada penelitian ini pemodelan yang digunakan adalah *Autoregressive* (AR(1)). Secara umum persamaan AR(1) sebagai berikut.

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + e_t \qquad (2.25)$$

$$\hat{Y}_t = \phi Y_{t-1} \qquad (2.26)$$

Pada penelitian ini $Y_0 = R_0 = \overline{R_t}$ yaitu rata-rata *return* saham. Peramalan model AR(1) dan penduga ragam kesalahan peramalan pada model AR(1), berturut-turut dapat dituliskan dalam persamaan (2.27) dan persamaan (2.28).

$$\hat{Y}_t(l) = \phi Y_{t+l-1} + e_{t+l} \qquad (2.27)$$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(l)}}} = \sqrt{\frac{\sigma_e^2\,(1-\phi^{2l})}{1-\phi^2}} \qquad (2.28)$$

Di mana ϕ merupakan parameter dari model AR(1) serta σ_e^2 adalah rata-rata ragam sisaan hasil bangkitan menggunakan simulasi monte carlo. Jika $|\phi| < 1$ dan e_t berdistribusi normal maka untuk l mendekati tak hingga, nilai $\widehat{\sigma_{e_{t(l)}}} \approx \gamma_0$.

2.4. *Value at Risk* (VaR)

Value at Risk (VaR) merupakan salah satu teknik pengukuran risiko pasar yang digunakan untuk menilai kerugian terburuk yang mungkin terjadi pada periode waktu tertentu dengan tingkat kepercayaan tertentu. VaR dikembangkan oleh J.P. Morgan pada tahun 1994. Terdapat dua faktor yang dianggap penting dalam perhitungan VaR yaitu horizon waktu dan tingkat kepercayaan (Tsay, 2002). Horizon waktu merupakan jangka waktu VaR yang akan dihitung, biasanya 1 hari, 10 hari, 1 bulan, dan lain sebagainya. Semakin lama horizon waktu maka nilai VaR akan semakin besar. VaR dapat dihitung/didekati dengan tiga metode yaitu: metode Varian-Kovarian, metode simulasi Monte Carlo, dan simulasi data Historis (Renggani dkk, 2017). Pengertian VaR secara umum dapat dituliskan dalam persamaan sebagai berikut.

$$P\ (r \leq VaR) = 1\text{-}\ \alpha \qquad (2.29)$$

keterangan :

r : pengembalian/*return*

α : tingkat kesalahan

Menurut Dowd (2002) VaR biasa ditulis dalam bentuk VaR (α) atau VaR (α, T) yang berarti bahwa VaR bergantung oleh dua hal yaitu nilai α (tingkat kesalahan) dan T (waktu atau periode). Pradana dkk., (2015) menyatakan bahwa aturan konversi waktu dalam perhitungan VaR dinyatakan sebagai *square root of time rule*. Semakin dinamis pergerakan faktor-faktor bisnis tertentu, semakin singkat periode waktu yang digunakan untuk mengukur seberapa besar tingkat risiko yang akan dihasilkan. Estimasi nilai VaR (α) pada waktu t periode untuk model statis dapat ditulis dalam persamaan sebagai berikut.

$$VaR_{(1-\alpha)}(t) = \ W_0 \times R \times \sqrt{t} \qquad (2.30)$$

keterangan :

$VaR_{(1-\alpha)}(t)$: estimasi kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan (1-α) dalam periode waktu t hari

W_0 : dana aset

R : nilai ke-α dari distribusi penduga *return*

t : periode waktu *return* saham

Sedangkan estimasi nilai VaR (α) pada waktu t hari untuk model dinamis menurut Giot dan Launrent (2003) dapat ditulis dalam persamaan sebagai berikut.

$$VaR = -W_0(\hat{Y}_t - Z_\alpha \hat{\sigma}_t) \quad (2.31)$$

dengan $\hat{\sigma}_t = \sqrt{\gamma_0} = \sqrt{\frac{\sigma_e^2}{1-\phi^2}}$ (2.32)

keterangan :

W_0 : dana aset

$\hat{Y}_t$: penduga *return* waktu ke-t dengan model AR(1)

$\hat{\sigma}_t$: penduga ragam AR(1) pada waktu ke-t, pada penelitian ini $\hat{\sigma}_t$=γ_0 saat menghitung VaR dan $\hat{\sigma}_t$=rata-rata ragam sisaan hasil bangkitan simulasi monte carlo.

Z_α : nilai kritis sebaran normal pada α tertentu

σ_e^2 : rata-rata ragam sisaan dari hasil simulasi monte carlo

Kesetaran persamaan (2.30) dan persamaan (2.31) adalah $R = Z_\alpha$ dan $\sqrt{t} = \hat{\sigma}_t$.

2.4.1. Peramalan *Value at Risk* (VaR)

Peramalan VaR perlu dilakukan untuk mengestimasi kemungkinan besar risiko harga saham pada beberapa waktu/periode mendatang. Pada penelitian ini peramalan VaR dilakukan dengan dua metode pendekatan, yaitu pendekatan statis dan dinamis. Peramalan VaR dengan pendeketan statis dilakukan menggunakan persamaan (2.30) dengan merubah t periode waktu sesuai kebutuhan dengan menerapkan metode simulasi. Sedangkan pada peramalan VaR pendekatan dinamis dilakukan dengan cara menghitung peramalan pada model AR(1) menggunakan persamaan (2.27) yang dilanjutkan dengan menghitung nilai VaR menggunakan persamaan (2.31).

2.5. Simulasi Monte Carlo

Simulasi merupakan proses mengubah suatu sistem nyata kedalam bentuk-bentuk percobaan dengan pemodelan yang sesuai dengan bantuan komputasi. Menurut Winston (2004), simulasi dapat dibedakan menjadi dua yaitu model simulasi dinamis dan model simulasi statis. Model simulasi dinamis merupakan representasi dari sebuah sistem yang berkembang seiring berjalannya waktu. Sementara model simulasi statis merupakan representasi sistem pada titik waktu tertentu yang biasanya disebut dengan simulasi Monte Carlo. Simulasi Monte Carlo merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengevaluasi suatu model yang melibatkan bilangan acak sebagai salah satu inputannya dengan distribusi peluang yang telah ditentukan. Metode simulasi Monte Carlo terdiri dari proses menyimulasikan bilangan acak yang mempunyai karakteristik sama dengan data historis. Inti dari simulasi ini adalah membangkitkan bilangan acak berdasarkan karakteristik dari data yang akan dibangkitkan yang kemudian digunakan untuk mengestimasi nilai VaR.

Morgan dalam Fariandi (2013) menjelaskan beberapa kelebihan mengestimasi VaR menggunakan simulasi Monte Carlo dibandingkan dengan metode mengestimasi VaR yang lainnya, antara lain : (1) simulasi monte carlo memberikan hasil perhitungan yang lebih akurat untuk semua instrumen; (2) simulasi monte carlo dapat digunakan pada semua jenis asumsi distribusi (seperti distribusi normal, dan lain sebagainya); (3) simulasi monte carlo dapat digunakan untuk jenis distribusi *fat tails* (leptokurtik). Pada penelitian ini, jika nilai $VaR_m - VaR_{m-1} <$ Rp 500 dengan m adalah banyak iterasi, maka dapat dikatakan bahwa hasil perhitungan VaR telah konvergen. Nilai Rp 500 dipilih karena dianggap memiliki proporsi (Rp 500/Rp 100.000.000=5×10^{-6}) yang hampir setara dengan 10^{-6}.

Adapun algoritma Monte Carlo ARIMA GARCH menurut Burney & Raza (2007) sebagai berikut.

1. Untuk k=1 inisiasi $ySim_k$ dan σ_k^2 menggunakan pendekatan yang sesuai (bisa menggunakan nilai rata-rata dan ragam dari data yang ada)
2. Mengganti k menjadi k+1
3. Membangkitkan bilangan acak yang berdistribusi N(0, σ_{k-1}^2) dan simpan sebagai ε_{k-1}
4. Mengganti σ_k^2 dengan μ+α σ_{k-1}^2+β ε_{k-1}^2
5. Mengganti $ySim_k$ dengan $ySim_{k-1}$ + $\varepsilon_k - \gamma$ dan ulangi langkah 2 hingga langkah 5 hingga $k \leq nSim$
6. Mengulangi untuk k=1,2,3,…($nSim - nBurn$). Jika $ySim_k$ $\leq$ 0 maka ganti $ySim_k$ dengan 0
7. Mengganti σSim^2 dengan σ^2 dari data pengamatan
8. Menghapus beberapa pengamatan awal ($nBurn$) dari $ySim_k$

Algoritma diatas menerapkan GARCH dalam memodelkan ragam sisaan, namun pada penelitian ini tidak menerapkan GARCH dalam pemodelan. Penerapan algoritma tersebut tanpa melakukan perhitungan pada langkah (4). Sedangkan algoritma yang biasa digunakan untuk menghitung nilai VaR pada aset data tunggal (tidak terdapat pemodelan deret waktu) sebagai berikut (Pradana dkk., 2015).

1. Menentukan nilai parameter ln *return* aset tunggal, ln *return* diasumsikan mengikuti distribusi sebaran normal dengan rata-rata μ dan ragam σ^2
2. Menyimulasikan nilai ln *return* dengan membangkitkan secara acak ln *return* dengan parameter yang diperoleh pada langkah (1) sebanyak n buah sehingga terbentuk distribusi empiris dari *return* hasil simulasi
3. Mencari estimasi kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan (1-α) yaitu sebagai nilai ke-α dari distribusi empiris ln *return* yang diperoleh pada langkah (2), yang dinotasikan dengan R
4. Menghitung nilai VaR pada tingkat kepercayaan (1-α) dalam periode waktu t hari menggunakan persamaan (2.30)
5. Mengulangi langkah (2) hingga (4) sebanyak m kali sehingga didapatkan berbagai nilai VaR, yaitu VaR_1 (VaR hasil simulasi pertama), VaR_2 (VaR hasil simulasi kedua), ….., VaR_m (VaR hasil simulasi ke-m).
6. Menghitung rata-rata hasil langkah (5).

2.6. Tinjauan Non-Statistika

2.6.1. Saham

Menurut Siamat (2001) saham merupakan surat bukti kepemilikan bagian modal pada suatu perseroan terbatas. Saham dapat juga didefinisikan sebagai tanda penyertaan/kepemilikan seseorang atau badan dalam suatu perusahaan/perseroan terbatas.

2.6.2. *Return* (Pengembalian) Saham

Fluktuasi harga menjadi pusat perhatian karena turunnya harga dipandang sebagai bentuk dari mekanisme pasar yang terjadi. Salah satu pendekatan untuk mengetahui fluktuasi pasar adalah *return*. *Return* dapat diartikan sebagai besarnya nilai pengembalian yang akan diperoleh atas hasil berinvestasi. Saat terjadi kenaikan harga saham maka nilai *return* positif sedangkan saat terjadi penurunan harga saham maka nilai *return* negatif. Data *return* merupakan data yang stasioner terhadap rata-rata. Salah satu keuntungan menggunakan data *return* adalah peningkatan dan penurunan harga saham semakin jelas terlihat antara pengamatan ke(t) dengan pengamatan ke(t-1).

Dowd (2002) terdapat dua pendekatan untuk menghitung *return* yaitu *arithmetic return* dan *geometric return*. Bentuk persamaan *arithmetic return* sebagai berikut.

$$R_t = \frac{(P_t - P_{t-1})}{P_{t-1}} \qquad (2.33)$$

keterangan :

R_t : *return* saham ke-t

P_t : harga saham pada waktu ke-t

Sedangkan bentuk persamaan *geometric return* sebagai berikut.

$$\begin{aligned} R_t &= \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \\ &= \ln P_t - \ln P_{t-1} \qquad (2.34) \end{aligned}$$

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang terdiri dari satu peubah yaitu harga saham penutup pada PT. Lippo Karawaci Tbk. yang diperoleh dari *website Yahoo Finance* (www.finance.yahoo.com). Data yang digunakan merupakan data mingguan dari tanggal 27 April 2018 – 30 Agustus 2019.

3.2. Metode Analisis Data

Analisis data pada penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahap. Tahap pertama yang harus dilakukan adalah membentuk model ARIMA(p,d,q) sesuai kriteria yang ada. Tahap kedua melakukan simulasi harga saham menggunakan metode monte carlo. Tahap selanjutnya adalah perhitungan VaR dengan dua pendekatan, yaitu pendekatan statis dan pendekatan dinamis. *Software* yang digunakan pada penelitian ini adalah *R* x64 3.6.1, *Gretl* 2019b (x86) dan *Microsoft Excel*. Tahapan analisis data secara beruntun adalah sebagai berikut.

3.2.1. Pembentukan Model ARIMA(p,d,q)

Berikut merupakan langkah-langkah pembentukan model ARIMA(p,d,q).

1. Menghitung nilai *return* saham perusahaan PT. Lippo Karawaci Tbk. menggunakan persamaan (2.34).
2. Membuat plot data saham *close* dan data *return* saham *close* untuk mengetahui pola data.
3. Menguji kestasioneran ragam data *return* saham dengan melihat nilai *rounded value* (λ), jika tidak stasioner terhadap ragam maka dilakukan transformasi *Box-Cox* seperti pada tabel (2.1).
4. Menguji kestasioneran rata-rata data *return* saham dengan menggunakan uji *Dickey Fuller* sesuai persamaan (2.14), jika data tidak stasioner terhadap rata-rata maka dilakukan diferensiasi.

5. Melakukan identifikasi model ARIMA(p,d,q) dengan orde berdasarkan informasi melalui ACF dan PACF dari tabel (2.2).
6. Menduga parameter pada model tentatif yang terbentuk penggunakan persamaan (2.20) yang kemudian diuji kelayakan parameter dengan menggunakan statistik uji t sesuai dengan persamaan (2.21).
7. Melakukan pengujian terhadap sisaan bersifat *white noise* dengan menggunakan persamaan (2.22).
8. Melakukan pengujian kenormalan sisaan dengan menggunakan persamaan (2.23).
9. Menentukan model terbaik dengan menggunakan nilai AIC terkecil sesuai dengan persamaan (2.24).

3.2.2. Simulasi Monte Carlo Pendekatan Deterministik (Statis)

Berikut merupakan langkah-langkah menghitung nilai VaR menggunakan metode simulasi monte carlo dengan pendekatan deterministik (statis).

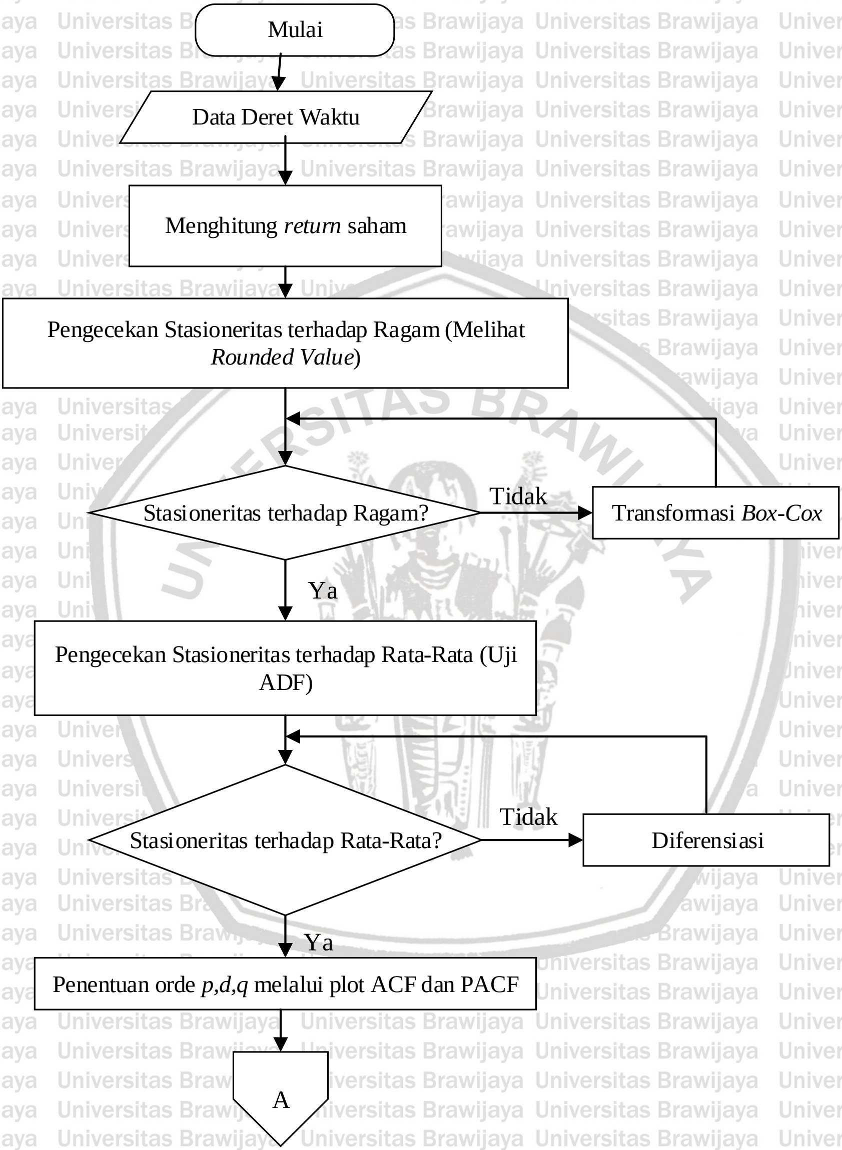
1. Mendapatkan parameter ARIMA(p,d,q) dari pemodelan nilai *return* pada poin (3.2.1).
2. Menentukan nilai awal (R_0) yang didapatkan dari nilai rata-rata *return* saham ($\overline{R_t}$).
3. Membangkitkan sisaan (e) yang bersifat *white noise* dan berdistribusi normal dengan rata-rata=0 dan ragam=$\sigma^2 = 0.055455$ serta saling bebas sebanyak n=80 dengan *burn in* sebanyak 10 bangkitan pertama.
4. Menghitung *return* ($\widehat{R_t^*}$) dengan inputan sisaan pada langkah (3). Untuk t=1 maka $\widehat{R_t^*} = \mu + \emptyset R_0 + e_t$ sedangkan untuk t>1 maka $\widehat{R_t^*} = \mu + \emptyset\widehat{R_{t-1}^*} + e_t$ sesuai persamaan (2.26).
5. Menentukan besar $\widehat{R_t^*}$ ke-α untuk setiap iterasi (m).
6. Menghitung VaR untuk setiap iterasi (m) sesuai dengan persamaan (2.30).
7. Mengulangi langkah (3) sampai langkah (6) hingga nilai VaR iterasi ke-m dikurangi VaR iterasi ke m-1 $\leq$ 500.
8. Menghitung rata-rata VaR yang diperoleh pada langkah (7).
9. Melakukan peramalan risiko 6 periode mendatang.

3.2.3. Simulasi Monte Carlo Pendekatan Dinamis

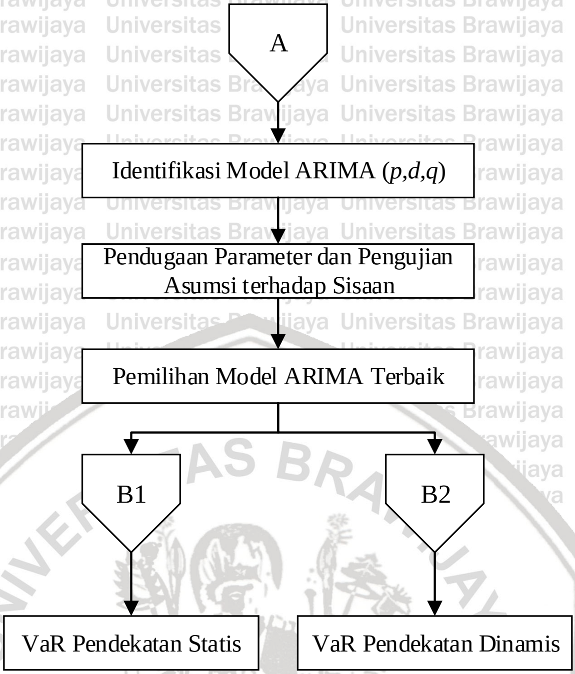
Berikut merupakan langkah-langkah menghitung nilai VaR menggunakan metode simulasi monte carlo dengan pendekatan dinamis.

1. Mendapatkan parameter ARIMA(p,d,q) dari pemodelan nilai *return* pada poin (3.2.1).
2. Menentukan nilai awal (R_0) yang didapatkan dari nilai rata-rata *return* saham ($\overline{R_t}$).
3. Memanfaatkan bangkitan sisaan (e) pada poin (3.2.2) yang bersifat *white noise* dan berdistribusi normal dengan rata-rata=0 dan ragam=$\sigma^2 = 0.055455$ untuk menghitung ragam sisaan setiap iterasi.
4. Menghitung *return* duga dengan pemodelan AR(1) untuk setiap pengamatan sesuai persamaan (2.26).
5. Menghitung VaR untuk setiap t=70 menggunakan persamaan (2.31).
6. Mengulangi langkah (3) hingga langkah (5) sebanyak m kali (banyak iterasi pada setiap pendekatan sama).
7. Menghitung rata-rata VaR yang diperoleh pada langkah (6) untuk setiap waktu pengamatan (t=70).
8. Melakukan peramalan risiko 6 periode mendatang.

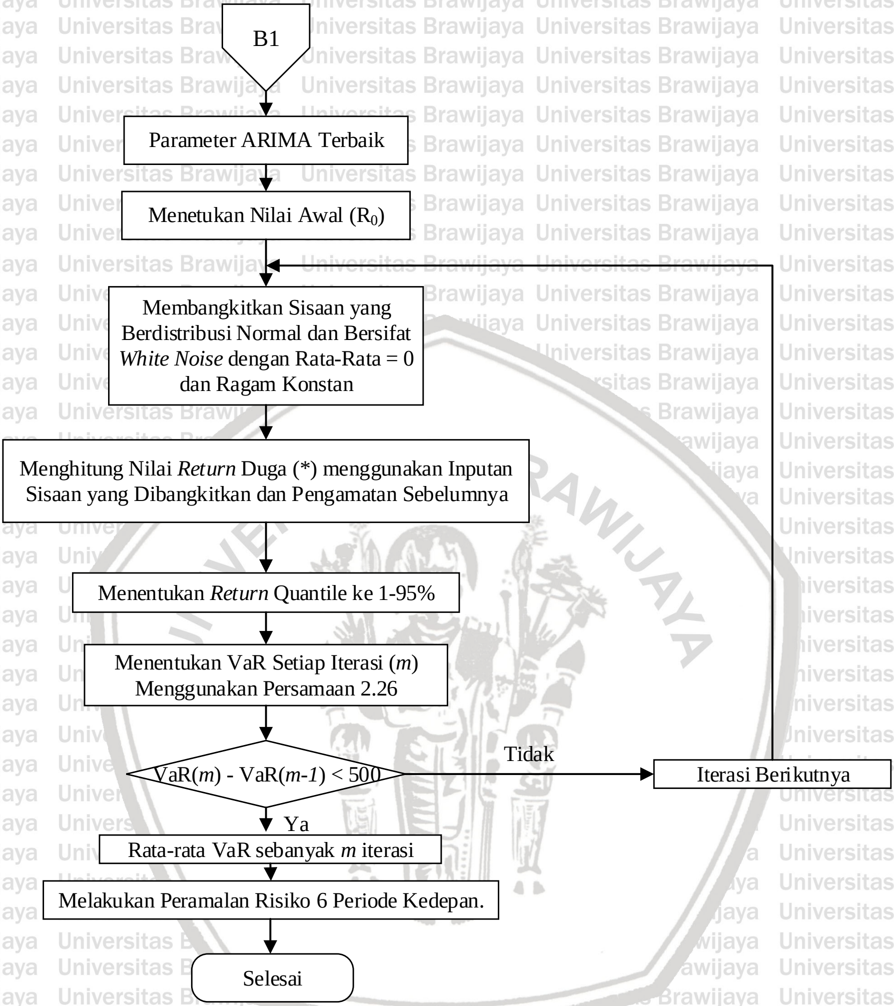
3.3. Diagram Alir



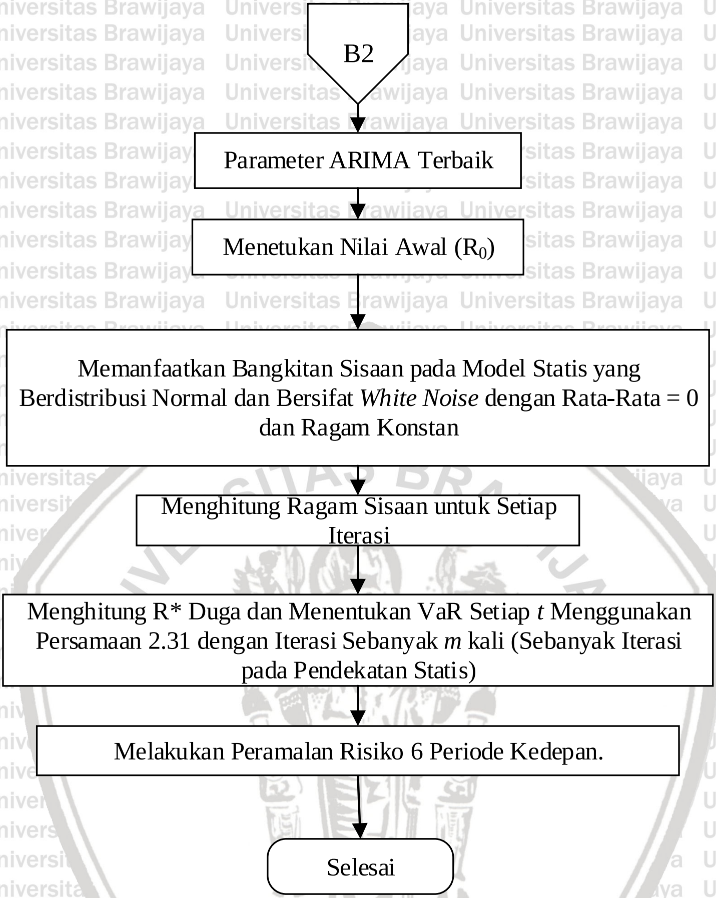
Gambar 3.1 Diagram Alir Pembentukan Model ARIMA(*p*,*d*,*q*)



Gambar 3.1 Lanjutan Diagram Alir Pembentukan Model ARIMA(p,d,q)



Gambar 3.2 Diagram Alir Perhitungan VaR menggunakan Metode Simulasi Monte Carlo Pendekatan Deterministik (Statis)



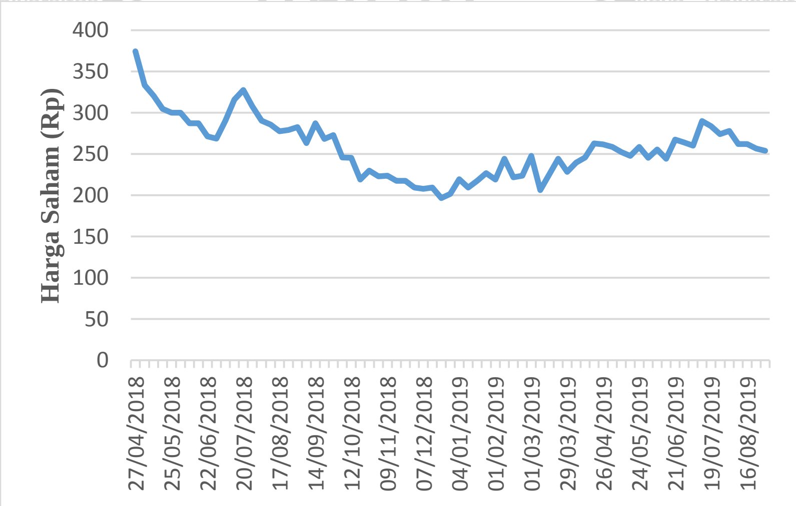
Gambar 3.3 Diagram Alir Perhitungan VaR menggunakan Metode Simulasi Monte Carlo Pendekatan Dinamis

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Identifikasi Pola Data

Langkah awal yang harus dilakukan sebelum melakukan analisis deret waktu adalah identifikasi pola data. Identifikasi pola data bertujuan untuk mengetahui gambaran secara umum data yang akan dianalisis. Salah satu cara untuk mengidentifikasi pola data adalah dengan menggunakan plot data.

Pada sebagian besar data saham, nilai *return* menjadi nilai dasar untuk menghitung besar risiko. Berikut merupakan plot deret waktu dari data harga saham penutup mingguan PT. Lippo Karawaci Tbk. dari tanggal 27 April 2018 – 30 Agustus 2019.



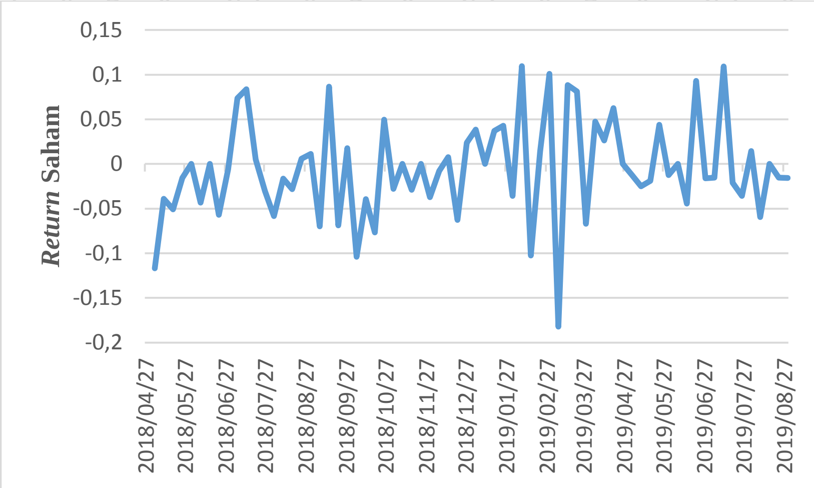
Gambar 4.1 Plot Deret Waktu Harga Saham Penutup

Berdasarkan Gambar 4.1 terlihat bahwa data harga saham penutup PT. Lippo Karawaci Tbk. memiliki pola yang tidak teratur, di mana pola ini dikarenakan oleh fluktuasi ekonomi yang terjadi. Terlihat di beberapa titik, harga saham penutupan mengalami kenaikan dan penurunan cukup drastis. Hal tersebut dipengaruhi oleh beberapa faktor antara lain keadaan ekonomi makro, kebijakan pemilik perusahaan, serta kondisi internal dari perusahaan. Kenaikan harga saham terjadi pada sekitar akhir bulan Juni hingga akhir Bulan Juli. Sedangkan sekitar 27 Juli 2018 hingga 27 Desember 2018 harga saham PT. Lippo Karawaci Tbk. mengalami penurunan dan setelah itu harga saham mengalami peningkatan sedikit demi sedikit. Fluktuasi harga saham dapat dipengaruhi adanya krisis ekonomi/faktor lain pada beberapa periode sebelumnya yang menyebabkan terjadinya ketidakstabilan seperti pada gambar 4.1.

Kenaikan harga saham pada pertengahan tahun 2018 (sekitar Bulan Juni hingga Bulan Juli) merupakan dampak dari berlangsungnya pemilihan kepala daerah (Pilkada) serentak diseluruh Indonesia yang berjalan secara tenang dan kondusif sehingga investor domestik maupun asing tidak ragu untuk berivestasi di Indonesia tepatnya pada PT. Lippo Karawaci Tbk. yang merupakan salah satu perusahaan properti terbesar di Indonesia.

Salah satu penyebab turunnya harga saham pada akhir Bulan September 2018 dapat dikarenakan bencana alam gempa bumi dan tsunami yang terjadi di Palu, Sulawesi Tengah. Kedua bencana alam tersebut menimbulkan kerugian besar dikarenakan banyak pertokoan termasuk mal yang roboh serta tidak sedikit masyarakat yang menjarah isi dari bangunan-bangunan tersebut. Setelah itu harga saham memang masih terus mengalami penurunan, mengingat sekitar Bulan Desember juga terjadi bencana alam tsunami di daerah Banten. Pada awal tahun 2019 harga saham PT. Lippo Karawaci Tbk. mengalami kenaikan, hingga sekitar Bulan April harga saham kembali turun, namun tidak tajam. Hal ini merupakan efek dari pelaksanaan pemilihan umum (Pemilu) di Indonesia yang pada saat itu memang sempat memanas.

Besar kecilnya hasil yang akan didapatkan oleh investor saat berinvestasi dapat terlihat dari nilai *return*. Oleh karena itu, selain melakukan identifikasi pola data saham penutup PT. Lippo Karawaci Tbk, juga dilakukan identifikasi pola data pengembalian (*return*). Data *return* diperoleh dengan cara mengolah harga saham menggunakan persamaan 2.34 dengan nilai yang berkisar antara -1 hingga +1. Jika harga saham mengalami penurunan/kerugian maka *return* bertanda negatif sedangkan jika harga saham mengalami peningkatan maka *return* bertanda positif. Kondisi *return* saham pada PT. Lippo Karawaci Tbk tersaji pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Plot Deret Waktu *Return* Saham

Terlihat bahwa nilai *return* mempunyai fluktuasi yang tinggi dari waktu kewaktu. Selain itu tampak bahwa rata-rata data *return* pada Gambar 4.2 berada disekitar nilai tertentu (konstan) yaitu nilai nol dan dapat dikatakan bahwa data tersebut telah stasioner terhadap rata-rata. *Return* tertinggi sebesar 0.1098 terjadi pada 12 Juli 2019 sedangkan *return* terendah sebesar -0.1823 terjadi pada 08 Maret 2019.

4.2. Pemodelan *Return* Saham dengan Model ARIMA

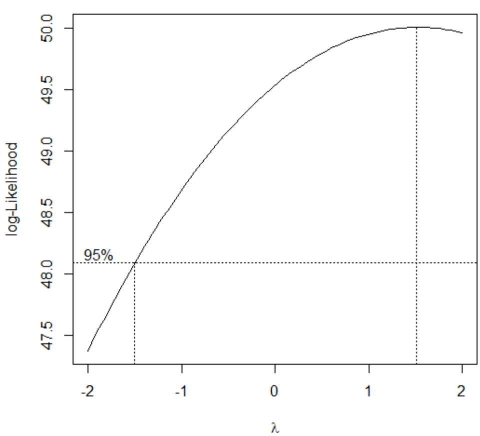
Dalam pemodelan ARIMA terdapat beberapa tahap yaitu pengujian stasioneritas, identifikasi model, pendugaan parameter, diagnostik model, dan pemilihan model terbaik.

4.2.1. Pengujian Stasioneritas

Sebelum dilakukan penentuan terhadap model terbaik yang akan digunakan, pengujian stasioneritas perlu dilakukan untuk mengetahui apakah data memiliki penyebaran yang stabil atau tidak.

Analisis deret waktu memerlukan data yang stasioner, jika tidak maka akan didapatkan hasil yang bias. Terdapat dua jenis asumsi yang hasus dipenuhi dalam pemodelan ARIMA(p,d,q) yaitu stasioneritas terhadap ragam dan stasioneritas terhadap rata-rata.

Pengecekan stasioneritas ragam sesuai dengan persamaan (2.7) menggunakan *rounded value* (λ), mengharuskan data mempunyai nilai yang positif, karena pada data *return* terdapat nilai yang negatif maka untuk setiap pengamatan pada data tersebut ditambahkan dengan konstanta. Konstanta yang digunakan dalam penelitian ini bernilai satu. Sehingga rata-rata *return* yang awalnya berada disekitar nilai nol menjadi berada disekitar nilai satu. Stasioner terhadap ragam dapat dilihat dari *rounded value* (λ), jika nilai λ sama dengan satu atau angka satu terletak di dalam selang, maka dapat dikatakan bahwa data telah stasioner terhadap ragam. Berdasarkan Gambar 4.3 data *return* PT. Lippo Karawaci Tbk. telah stasioner terhadap ragam, karena angka satu terdapat di dalam selang.

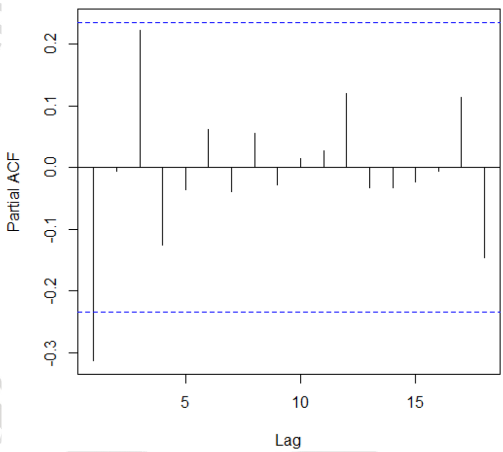


Gambar 4.3 *Rounded Value* Data *Return* PT. Lippo Karawaci Tbk.

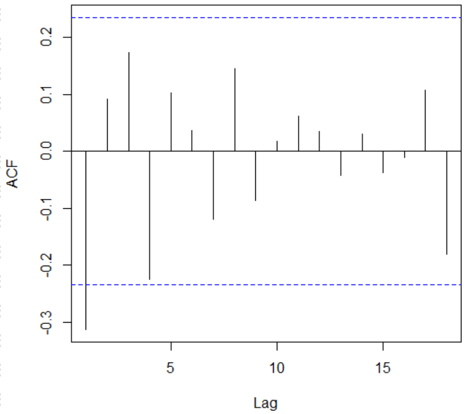
Pengecekan selanjutnya adalah pengecekan stasioneritas terhadap rata-rata. Pada penelitian ini pengecekan stasioneritas rata-rata menggunakan uji *Dickey Fuller* sesuai persamaan (2.12). Sebagian besar data *return* merupakan data yang telah stasioner terhadap rata-rata, karena data tersebut memiliki nilai disekitar nilai nol atau nilai tertentu lainnya. Perhitungan dilakukan menggunakan *software R*, didapatkan *p-value* sebesar 0.01287 yaitu lebih kecil dari α (0.05) yang menunjukkan bahwa data telah stasioner terhadap rata-rata. Hasil Uji *Dickey Fuller* secara detail tersaji pada Lampiran 5.

4.2.2. Identifikasi Model ARIMA(*p*,*d*,*q*)

Identifikasi merupakan langkah awal dalam membentuk model ARIMA(*p*,*d*,*q*) yang dilakukan dengan cara melihat plot ACF dan plot PACF terhadap *lag* pada data stasioner sesuai dengan subbab (2.3.2). Plot tersebut digunakan untuk menduga model awal ARIMA yang mungkin terbentuk. Plot PACF dan plot ACF berturut turut tersaji pada Gambar 4.4 dan Gambar 4.5.



Gambar 4.4 Hasil Plot PACF



Gambar 4.5 Hasil Plot ACF

Berdasarkan Gambar 4.4 dan Gambar 4.5 diketahui bahwa plot PACF dan plot ACF nyata pada *lag* ke- 1. Maka didapatkan orde p=1; d=0; dan q=1, selanjutnya model tentatif yang mungkin terbentuk adalah ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,0,0), dan ARIMA(0,0,1)

4.2.3. Pendugaan Parameter

Setelah didapatkan model tentatif maka langkah selanjutnya adalah melakukan pendugaan/estimasi parameter sekaligus menguji signifikansi parameter sesuai dengan persamaan (2.20) dan persamaan (2.21). Hasil pendugaan/estimasi dan uji signifikansi parameter untuk masing-masing model tentatif dapat dilihat pada Lampiran 6 dan Lampiran 7, selanjutnya dapat diringkas seperti Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA(p,d,q)

Model	Parameter	Estimasi	*p-value*
ARIMA (1,0,1)	μ	0.9949	0.0000
	ϕ_1	-0.3016	0.2282
ARIMA (1,0,1)	θ_1	-0.0261	0.9161
ARIMA (1,0,0)	μ	0.9949	0.0000
	ϕ_1	-0.3245	0.0049
ARIMA (0,0,1)	μ	0.9950	0.0000
	θ_1	-0.2796	0.0070

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa tidak semua parameter pada model tentatif memiliki *p-value* lebih kecil dari tingkat signifikansi 0.05. Semua parameter pada model ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (0,0,1) yang memiliki *p-value* lebih kecil dari α=0.05 yang berarti parameter pada model tersebut signifikan. Meskipun terdapat model dengan parameter yang tidak signifikan, namun ketiga model tersebut tetap akan dilakukan analisis lebih lanjut guna mengetahui model terbaik.

4.2.4. Diagnostik Model

Diagnostik model dilakukan untuk memeriksa atau menguji apakah orde p, d, dan q model telah dipilih dengan benar. Terdapat dua pemeriksaan terhadap model yang dilakukan, yaitu pengujian terhadap asumsi sisaan bersifat *white noise* dan sisaan berdistribusi normal. Berturut-turut hasil dari pengujian sisaan bersifat *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box* sesuai persamaan (2.22) serta sisaan berdistribusi normal menggunakan uji *Jarque Bera* sesuai persamaan (2.23) dapat dilihat pada Lampiran 8, *p-value* untuk pengujian setiap asumsi tersaji pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Diagnostik Model

Model	Uji *Ljung-Box*	Uji *Jarque Bera*
ARIMA (1,0,1)	0.9103	0.6817
ARIMA (1,0,0)	0.9433	0.6689
ARIMA (0,0,1)	0.8195	0.8919

Berdasarkan Tabel 4.2 setiap model mempunyai *p-value* lebih besar dari 0.05 maka terima H_0. Sisaan bersifat *white noise* mempunyai arti bahwa tidak ada autokorelasi antar sisaan dengan kata lain, sisaan sudah tidak mempunyai pola tertentu lagi atau bersifat acak. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa ketiga model tentatif telah memenuhi kedua asumsi, yaitu sisaan bersifat *white noise* dan sisaan berdistribusi normal.

4.2.5. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan satu dari sekian model tentatif yang telah memenuhi asumsi sisaan bersifat *white noise* dan sisaan berditribusi normal didasarkan dengan melihat nilai AIC terkecil sesuai persamaan (2.24). Model dengan nilai AIC terkecil merupakan model terbaik, pada Tabel 4.3 tersaji nilai AIC untuk setiap model tentatif yang terbentuk.

Tabel 4.3 Nilai AIC setiap Model Tentatif

	ARIMA (1,0,1)	ARIMA (1,0,0)	ARIMA (0,0,1)
AIC	-201.16	-203.15	-202.12

Berdasarkan Tabel 4.3 diperoleh model terbaik yaitu model ARIMA (1,0,0) atau AR (1).

4.3. Estimasi Nilai VaR menggunakan Simulasi Monte Carlo dengan Pendekatan Deterministik (Statis)

4.3.1. Proses Simulasi

Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan dalam mengestimasi nilai VaR menggunakan simulasi monte carlo dengan pendekatan deterministik (statis). Tahap pertama dimulai dengan menentukan model ARIMA terbaik yang telah diperoleh pada subbab (4.2.5) guna mendapatkan nilai parameter, lalu dengan menggunakan nilai parameter tersebut dilakukan pendugaan nilai *return* sehingga diperoleh sisaan. Sisaan tersebut telah memenuhi kedua asumsi analisis deret waktu yaitu bersifat *white noise* dan mengikuti distribusi normal. Selanjutnya menentukan R_0 yang didapatkan dari rata-rata nilai *return* PT. Lippo Karawaci Tbk.

Tahap kedua yaitu membangkitkan sisaan secara acak yang berdistribusi normal dengan rata-rata=0 serta ragam=0.055455 (konstan) sebanyak 80 dengan 10 bangkitan pertama merupakan *burn in*. Tahap selanjutnya menghitung nilai *return* (R^*) dengan inputan yaitu sisaan hasil bangkitan, R_0 yang telah ditentukan dan data *return* pada pengamatan sebelumnya, kemudian dilanjutkan dengan menentukan *return* (R^*) ke α. Setelah mendapatkan *return* (R^*) ke α, dilakukan perhitungan VaR menggunakan persamaan (2.30) dengan iterasi sebanyak *m* kali, iterasi berhenti hingga kondisi $VaR_{(m)} - VaR_{(m-1)} < 500$ terpenuhi. Hasil estimasi VaR merupakan rata-rata dari VaR dengan iterasi sebanyak *m* kali. Peralaman nilai VaR dilakukan dengan cara mengganti variabel *t*=1,2,..,6 pada persamaan (2.30).

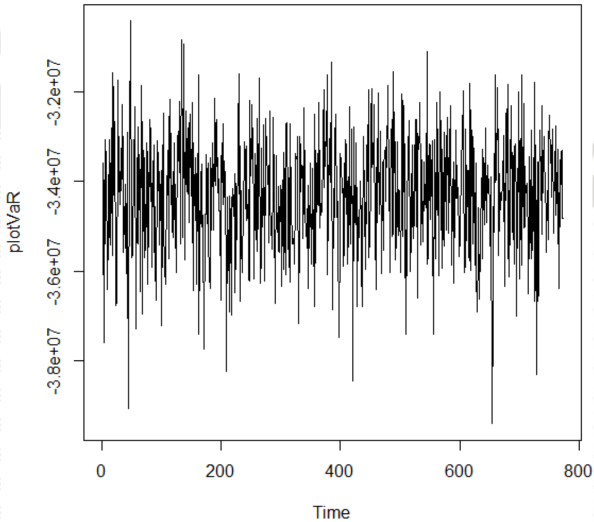
4.3.2. Hasil Estimasi Nilai VaR dengan Pendekatan Deterministik (Statis)

Pada penelitian ini hasil perhitungan nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) membutuhkan iterasi sebanyak 773 kali hingga kondisi $VaR_{(m)} - VaR_{(m-1)} < 500$ terpenuhi. Tabel 4.4 merupakan ringkasan hasil perhitungan VaR PT. Lippo Karawaci Tbk. beserta selisih besar VaR untuk setiap ierasi.

Tabel 4.4 Hasil Perhitungan VaR Satu Periode Mendatang

Ulangan ke-	*return* (R^*) ke α	Nilai *Value at Risk* (Rp)	$VaR_{(m)} - VaR_{(m-1)}$ (Rp)
1	-0.33589	-33.589.409	33.589.409
2	-0.34573	-34.573.494	984.085
3	-0.37614	-37.613.981	3.040.487
⋮	⋮	⋮	⋮
771	-0.33311	-33.311.049	749.794,7
772	-0.34823	-34.822.944	1.511.895
773	-0.34823	-34.823.367	423,079

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat dibentuk plot deret waktu nilai VaR dengan 773 kali iterasi yang tersaji pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Plot VaR Satu Periode Mendatang Hasil Simulasi

Berdasarkan Tabel 4.4 didapatkan nilai VaR dengan tanda negatif, tanda tersebut menunjukkan kerugian. Di sisi lain, berdasarkan Gambar 4.6 dapat diketahui bahwa nilai VaR PT. Lippo Karawaci Tbk. sangatlah fluktuatif. Terdapat risiko yang besar pada iterasi tertentu. Nilai VaR tersebut berkisar antara Rp 30.000.000 hingga Rp 39.000.000 dengan aset awal atau besar investasi sebesar Rp 100.000.000. Hasil akhir estimasi VaR menggunakan pendekatan deterministik (statis) merupakan rata-rata dari penduga VaR dengan iterasi sebanyak m=773 kali. Pada kasus ini diperoleh nilai VaR sebesar Rp 34.301.606 yang berarti bahwa pada tingkat kepercayaan 95%, kerugian maksimum yang mungkin akan ditanggung dalam 1 periode mendatang (1 periode = 1 minggu) sebesar Rp 34.301.606 dengan aset awal sebesar Rp 100.000.000. Dengan kata lain jika mempunyai aset Rp 100.000.000 pada PT. Lippo Karawaci Tbk. setidaknya dalam satu minggu (7 hari), terdapat satu hari dimana investor akan mengalami kerugain maksimum sebesar Rp 34.301.606.

4.3.3. Peramalan VaR hingga Enam Periode Mendatang

Peramalan nilai VaR untuk satu periode mendatang telah dihitung dan didapatkan nilai sebesar Rp 34.301.606. Memanfaatkan nilai *return* (R^*) ke α pada subbab (4.3.2), maka dilakukan perhitungan nilai VaR selama enam periode mendatang. Hasil peramalan nilai VaR hingga enam periode mendatang dapat dilihat secara detail pada Lampiran 9 hingga Lampiran 14 dan dapat diringkas seperti pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Perhitungan VaR Enam Periode Mendatang

Periode ke-	Nilai *Value at Risk* (Rp)	Rentangan Estimasi Nilai VaR (Rp)
1	34.301.606	30.000.000 hingga 39.000.000

Periode ke-	Nilai *Value at Risk* (Rp)	Rentangan Estimasi Nilai VaR (Rp)
2	48.509.796	43.000.000 hingga 55.000.000
3	59.412.124	52.000.000 hingga 68.000.000
4	68.603.212	60.000.000 hingga 78.000.000
5	76.700.722	68.000.000 hingga 88.000.000
6	84.021.432	74.000.000 hingga 96.000.000

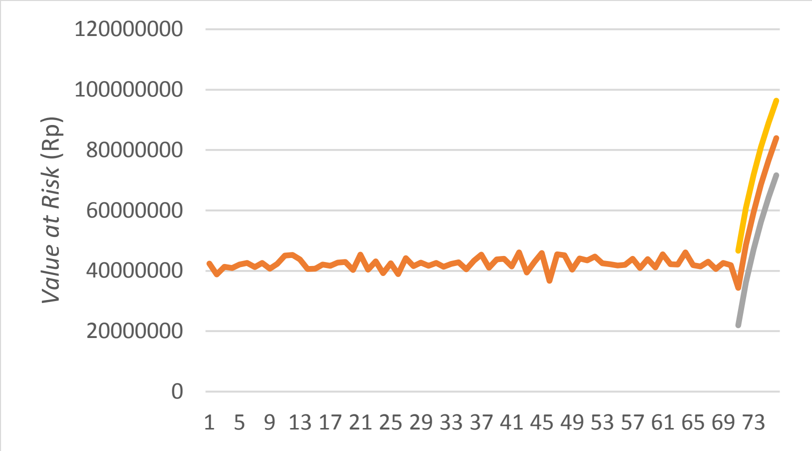
Berdasarkan Tabel 4.5 tampak bahwa nilai VaR meningkat seiring bertambahnya periode waktu yang dapat dilihat pada Gambar 4.7 sehingga pada suatu titik periode waktu, nilai risiko yang dihasilkan akan melebihi nilai aset. Hal ini dikarenakan pengaruh $\sqrt{t}$ pada rumus yang digunakan untuk menghitung nilai VaR tersebut, yaitu persamaan (2.30). Pada kasus ini diperoleh nilai VaR hingga enam periode mendatang berturut-turut sebesar Rp 34.301.606, Rp 48.509.796, Rp 59.412.124, Rp 68.603.212, Rp 76.700.722, Rp 84.021.432 yang berarti bahwa pada tingkat kepercayaan 95%, kerugian maksimum yang mungkin akan ditanggung oleh investor hingga 6 periode mendatang (1 periode = 1 minggu) berturut-turut sebesar Rp 34.301.606, Rp 48.509.796, Rp 59.412.124, Rp 68.603.212, Rp 76.700.722, Rp 84.021.432 dengan aset awal sebesar Rp 100.000.000.

4.4. Estimasi Nilai VaR menggunakan Simulasi Monte Carlo dengan Pendekatan Dinamis

4.4.1. Proses Simulasi

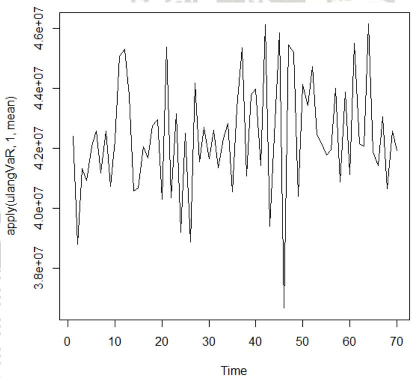
Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan dalam mengestimasi nilai VaR menggunakan simulasi monte carlo dengan pendekatan dinamis. Tahap pertama dimulai dengan menentukan model ARIMA terbaik yang telah diperoleh pada subbab (4.2.5) guna mendapatkan nilai parameter, lalu dengan menggunakan nilai parameter tersebut dilakukan pendugaan nilai *return* sehingga diperoleh sisaan. Sisaan tersebut telah memenuhi kedua asumsi analisis deret waktu yaitu bersifat *white noise* dan mengikuti distribusi normal. Selanjutnya menentukan R_0 yang didapatkan dari rata-rata nilai *return* PT. Lippo Karawaci Tbk. Tahap kedua adalah memanfaatkan nilai sisaan yang telah diperoleh pada subbab (4.3) untuk menghitung VaR sesuai persamaan (2.31), dengan $\widehat{\sigma_t^2}$ merupakan penduga ragam model AR(1) sesuai persamaan (2.32).

Perhitungan VaR dilakukan sebanyak data pengamatan dengan iterasi sebanyak 773 kali (banyak iterasi pada pendekatan dinamis sama dengan pendekatan statis). Tahap selanjutnya untuk mendapatkan nilai VaR, maka dilakukan perhitungan rata-rata untuk tiap t dari 773 kali iterasi. Tahap terakhir adalah melakukan peramalan VaR untuk enam periode mendatang. Sama halnya menghitung VaR tiap t, peramalan VaR dilakukan menggunakan persamaan (2.31). Perbedaannya terletak pada $\widehat{\sigma_t^2}$, jika pada paragraf sebelumnya $\widehat{\sigma_t^2}$ adalah penduga ragam model AR(1) sesuai persamaan (2.32), pada peramalan VaR, $\widehat{\sigma_t^2}$ merupakan penduga ragam sisaan AR(1) yaitu $\sigma^2_{e_{t(l)}}$ sesuai persamaan (2.28).



Gambar 4.7 Plot Data *Return* beserta Peramalan 6 Periode Mendatang

4.4.2. Hasil Estimasi Nilai VaR dengan Pendekatan Dinamis



Gambar 4.8 Plot Deret Waktu VaR Hasil Simulasi Pendekatan Dinamis

Pada pembahasan di subbab (4.3) telah diperoleh estimasi VaR dengan pendekatan deterministik (statis), namun hasil tersebut dianggap kurang tepat karena pemodelan yang digunakan dinamis yaitu model AR(1), oleh karena itu dilakukan perhitungan VaR dengan pendekatan dinamis seperti subbab (4.4). Pada pendekatan ini, estimasi VaR dilakukan sebanyak data pengamatan yaitu 70 pengamatan dengan 773 kali iterasi. Gambar 4.7 didapatkan dengan cara menghitung rata-rata VaR dari 773 iterasi untuk setiap waktu amatan, yaitu sebanyak 70 pengamatan yang dapat dilihat secara detail pada Lampiran 15. *Value at Risk* (VaR) PT. Lippo Karawaci Tbk. menunjukkan pola yang berbeda setiap minggunya, terkadang tinggi terkadang cukup rendah. Rentang estimasi risiko dari PT. Lippo Karawaci Tbk. pada 27 April 2018 – 30 Agustus 2019 berkisar antara Rp 36.000.000 hingga Rp 46.000.000 dengan aset awal sebesar Rp 100.000.000.

4.4.3. Peramalan VaR hingga Enam Periode Mendatang

Perhitungan VaR 6 periode mendatang menggunakan persamaan (2.31) adalah sebagai berikut.

- Untuk l=1

$$\widehat{Y_{t+l}} = 0.9949 - 0.3245Y_t$$

$$\widehat{Y_{70+1}} = 0.9949 - 0.3245Y_{70}$$

$$\widehat{Y_{71}} = 0.9949 - 0.3245Y_{70}$$

$$\widehat{Y_{71}} = 0.9949 - 0.3245\ (0.989084)$$

$$\widehat{Y_{71}} = 0.673942$$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(l)}}} = \sqrt{\frac{\sigma_e^2\ (1-\phi^{2l})}{1-\phi^2}}$$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(1)}}} = \sqrt{\frac{0.003085(1-(-0.3245)^{2(1)})}{1-(-0.3245)^2}}$$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(1)}}} = 0.055543$$

$$VaR = -W_0(\widehat{Y}_t - Z_\alpha \widehat{\sigma}_t)$$

$$VaR = -100.000.000((0.673942 - 1) - 1.645(0.055543))$$

$$VaR = 41.742.019$$

- Untuk l=2

$$\widehat{Y_{t+l}} = 0.9949 - 0.3245Y_{t+1}$$

$$\widehat{Y_{70+2}} = 0.9949 - 0.3245Y_{71}$$

$$\widehat{Y_{72}} = 0.9949 - 0.3245Y_{71}$$

$$\widehat{Y_{72}} = 0.9949 - 0.3245\,(0.673942)$$

$$\widehat{Y_{72}} = 0.776206$$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(l)}}} = \sqrt{\frac{\sigma_e^2\,(1 - \phi^{2l})}{1 - \phi^2}}$$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(2)}}} = \sqrt{\frac{0.003085(1 - (-0.3245)^{2(2)})}{1 - (-0.3245)^2}}$$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(2)}}} = 0.058394$$

$$VaR = -W_0(\hat{Y}_t - Z_\alpha \hat{\sigma}_t)$$

$$VaR = -100.000.000((0.776206 - 1) - 1.645(0.058394))$$

$$VaR = 31.984.647$$

⋮

- Untuk l=6

$$\widehat{Y_{t+l}} = 0.9949 - 0.3245Y_{t+5}$$

$$\widehat{Y_{70+6}} = 0.9949 - 0.3245Y_{75}$$

$$\widehat{Y_{76}} = 0.9949 - 0.3245Y_{75}$$

$$\widehat{Y_{76}} = 0.9949 - 0.3245\,(0.776206)$$

$\widehat{Y_{76}} = 0.751429$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(l)}}} = \sqrt{\frac{\sigma_e^2\,(1-\phi^{2l})}{1-\phi^2}}$$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(6)}}} = \sqrt{\frac{0.003085(1-(-0.3245)^{2(6)})}{1-(-0.3245)^2}}$$

$$\widehat{\sigma_{e_{t(6)}}} = 0.05872$$

$$VaR = -W_0(\widehat{Y_t} - Z_\alpha \widehat{\sigma_t})$$

$$VaR = -100.000.000((0.751429-1)-1.645(0.05872))$$

$$VaR = 3.451.5998$$

Peramalan nilai VaR hingga enam periode mendatang dapat dirangkum pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Peramalan Nilai VaR hingga Enam Periode Mendatang

Periode ke $t+l$	*Value at Risk*
6 September 2019	41.742.019
13 September 2019	31.984.647
20 September 2019	35.351.159
27 September 2019	34.279.368
4 Oktober 2019	34.629.333
11 Oktober 2019	34.515.998

Berdasarkan Tabel 4.6 diketahui bahwa nilai VaR cenderung akan stabil seiring bertambahnya waktu peramalan (l). Hal tersebut terlihat bahwa pada 27 September 2019, 4 Oktober 2019, dan 11

Oktober 2019 nilai VaR yang dihasilkan mendekati nilai Rp 34.000.000. Hasil peramalan nilai VaR hingga enam periode mendatang berturut-turut sebesar Rp 41.742.019, Rp 31.984.647, Rp 35.351.159, Rp 34.279.368, Rp 34.629.333, Rp 34.515.998 menunjukkan bahwa pada tingkat kepercayaan 95% kemungkinan kerugian maksimum yang akan diterima hingga enam periode mendatang adalah berturut-turut sebesar Rp 41.742.019, Rp 31.984.647, Rp 35.351.159, Rp 34.279.368, Rp 34.629.333, Rp 34.515.998 dengan aset awal sebesar Rp 100.000.000.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa:

1. Data *return* PT. Lippo Karawaci Tbk. dapat dimodelkan ARIMA(*p*,*d*,*q*) dengan model terbaik adalah ARIMA(1,0,0), dengan nilai setiap koefisien sebagai berikut.
$$R_t = 0.9949 - 0.3245\, R_{t-1} + a_t$$
2. Estimasi nilai risiko saham 6 periode mendatang menggunakan metode simulasi Monte Carlo dengan pendekatan deterministik (statis) menghasilkan nilai VaR yang cenderung lebih fluktuatif dan meningkat seiring bertambahnya periode waktu.
3. Estimasi nilai risiko saham 6 periode mendatang menggunakan metode simulasi Monte Carlo dengan pendekatan dinamis menghasilkan nilai VaR yang konvergen seiring bertambahnya periode waktu.

5.2. Saran

Dari hasil analisis pada penelitian ini tidak diketahui tingkat keakuratan perhitungan risiko dengan uji hipotetsis, hanya berdasarkan kekonvergenan iterasi yang dihasilkan untuk setiap pendekatan. Pada penelitian selanjutnya disarankan untuk menganalisis seberapa akurat model dan pendekatan tersebut dalam mengestimasi nilai risko.

DAFTAR PUSTAKA

Bowerman, B. dan O'Connell, R. 1993. *Forecasting and Time Series* (3rd ed.). Duxbury Press : California.

Box, G.E.P. dan Cox, D. R. 1964. An Analysis of Transformation . *Journal of the Royal Statistical Society*, 26(2), 211-252.

Burney, S. M. A. dan Raza, S. A. 2007. Monte Carlo Simulation and Prediction of Internet Load Using Conditional Mean and Conditional Variance Model. *Proceedings of The 9th Islamic Countries Conference on Statistical Sciences* (ICCS-IX 12-14 Dec 2007).

Cryer, J. D. dan K. J. Chan. 2008. *Time series Analysis With Application in R Second Edition*. Springer : USA.

Dharmawan, K. 2014. Estimasi Nilai Value at Risk Portofolio menggunakan Metode t-Copula. *Jurnal Matematika, Saint, dan Teknologi*, 15(1), *1-7.*

Dowd, K. 2002. *An Introduction to Market Risk Management*. John Willey & Sons Ltd. : New York.

Enders, W. 2004. *Applied Econometrics Time Series*. John Wiley and Son, Inc. : New York.

Fariandi, A. 2013. Analisis Risiko Aset Tungga dan Portofolio Saham dengan *Value at Risk* (VaR) Simulasi Monte Carlo. Skripsi. Tidak Diterbitkan. - . Universitas Negeri Malang : Malang.

Giot, P. dan S. Laurent. 2003. Value at Risk for Long and Short Trading Positions. *Journal of Applied Econometrics*, 18(-), 641-664.

Gujarati, D. 2003. *Basic Econometrics. Forth Edition*. McGraw-Hill : Singapura.

Lestdwinanto, H. 2016. Perbandingan Metode Value at Risk antara Metode Risk Metric, Historical Back Simulation, dan Monte Carlo Simulation dalam Rangka Memprediksi Risiko Investasi pada Periode 2008-2014. *Jurnal Ekonomi, Manajemen dan Perbankan*, 2(1), 18-30.

Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Edisi kedua. Alih bahasa Ir. Hari Suminto. Binarupa Aksara: Jakarta.

Pradana, S. C., Maruddani, A. A. I., dan Yasin, H. 2015. Penggunaan Simulasi Monte Carlo untuk Pengukuran Value at risk Aset

Tunggal dan Portofolio dengan Pendekatan Capital Aset Pricing Model Sebagai Penentu Portofolio Optimal. *Jurnal Gaussian*, 4(4), 765-774.

Renggani, P., Pintari, H. O., dan Subekti, R. 2017. Estimasi Value at Risk (VaR) pada Portofolio dengan Metode Elliptical Copula. *SeminarMatematika dan Pendidikan Matematika UNY*.

Saviera, M. R. 2017. Estimasi Value at Risk dengan Pendekatan ARIMA-GARCH(1,1) dan Peak Over Threshold (Studi Kasus pada Data Return Saham XL Axiata Tbk). Skripsi. Tidak Diterbitkan. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Brawijaya : Malang.

Siamat, D. 2001. *Manajemen Lembaga Keuangan*, Penerbit FE UI : Jakarta.

Tsay, R. S. 2002. Analysis of Financial Time Serius. University of Chicago.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Method*, 2nd Edition. Pearson Education : New York.

Winston, W. L. 2004. *Operation Research: Application and Algorithms Fourth Edition*. Thomson Learning, Inc. : Canada

http://finance.yahoo.com diakses pada bulan Agustus 2019

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data harga saham dan *return* PT. Lippo Karawaci Tbk.

Pengamatan ke-	Date	Close	Return	Return+1
1	4/27/2018	374.564	-	-
2	5/4/2018	333.298	-0.11673	0.883274
3	5/11/2018	320.601	-0.03884	0.96116
4	5/18/2018	304.731	-0.05077	0.949232
5	5/25/2018	299.969	-0.01575	0.98425
6	6/1/2018	299.969	0	1
7	6/8/2018	287.371	-0.04291	0.957095
8	6/15/2018	287.271	-0.00035	0.999652
9	6/22/2018	271.4	-0.05683	0.943168
10	6/29/2018	268.833	-0.0095	0.990497
11	7/6/2018	290.446	0.077327	1.077327
12	7/13/2018	315.84	0.083818	1.083818
13	7/20/2018	327.447	0.03609	1.03609
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
60	6/21/2019	267.426	0.089959	1.089959
61	6/28/2019	264	-0.01289	0.987106
62	7/5/2019	260	-0.01527	0.984733
63	7/12/2019	290.2	0.109889	1.109889
64	7/19/2019	284	-0.0216	0.978404
65	7/26/2019	274	-0.03585	0.964154
66	8/2/2019	278.0443	0.014652	1.014652
67	8/9/2019	262.01	-0.0594	0.940602
68	8/16/2019	262	-3.82E-05	0.999962
69	8/23/2019	256.7878	-0.02009	0.979906
70	8/30/2019	254	-0.01092	0.989084

Lampiran 2. *Source code* untuk pemodelan ARIMA(p,d,q)

```
library(MASS) #untuk melihat nilai lambda
library(tseries) #untuk dickeyfuller test

#data dgn pengamatan pertama N/A
data=read.csv("Q://bismillah
skripsi//data//LPKR.JK09-
19aaa.csv",header=TRUE,sep=",")
attach(data)
jarque.bera.test(Return[-1]) #normalitas return
boxcox(Return.1~1)
plot.ts(Return)

#data full
dataa=read.csv("Q://bismillah
skripsi//data//LPKR.JK09-
19aa.csv",header=TRUE,sep=",")
adf.test(dataa$Return.1)
acf(dataa$Return.1)
pacf(dataa$Return.1)

#model tentatif
model1=arima(dataa$Return.1,order=c(1,0,1))
model1
res.model1=model1$res
Box.test(res.model1,type="Ljung-Box")
jarque.bera.test(res.model1)
hist(res.model1)

model2=arima(dataa$Return.1,order=c(1,0,0))
model2
res.model2=model2$res
Box.test(res.model2,type="Ljung-Box")
jarque.bera.test(res.model2)
hist(res.model2)

model3=arima(dataa$Return.1,order=c(0,0,1))
model3
res.model3=model3$res
Box.test(res.model3,type="Ljung-Box")
jarque.bera.test(res.model3)
hist(res.model3)
```

Lampiran 3. *Source code* untuk simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis)

```
#statis t=1
VaR0=0
R0=0.994451
iterasi=0
rumahVaR=list()
rumahS.VaR=list()
listRQ=list()
listE=list()
repeat{
  m=80
  n=70
  W0=100000000
  t=1
  intercept=0.9949
  psi=-0.3245
  e.bangkitan=matrix(rnorm(m,0,0.055455),m,1)
  e.bangkitan.baru=e.bangkitan[-(1:10)]
  R.duga=matrix(0,n,1)
  for(i in 1:n)
  {
    if(i<=1)

{R.duga[1]=intercept+psi*R0+e.bangkitan.baru[1]}
    else
    {R.duga[i]=intercept+psi*R.duga[i-
1]+e.bangkitan.baru[i]}
  }
  R.duga
  R.duga.baru=R.duga-1
  RQ=quantile(R.duga.baru,0.05,na.rm=TRUE)
  RQ
  VaR=W0*RQ*sqrt(t)
  S.VaR=abs(VaR-VaR0)
  VaR0=VaR
  R0=R
  iterasi=iterasi+1
  rumahVaR[[iterasi]]=VaR
  rumahS.VaR[[iterasi]]=S.VaR
  listRQ[[iterasi]]=RQ
  listE[[iterasi]]=e.bangkitan.baru
```

Lampiran 3. (Lanjutan)

```
  print("rumah S.VaR")
  print(rumahS.VaR)
  if(S.VaR<500){break}
  }
length(rumahS.VaR)
rumahVaR=as.numeric(rumahVaR)
rumahS.VaR=as.numeric(rumahS.VaR)
listRQ=as.numeric(listRQ)
rumah=as.matrix(cbind(listRQ,rumahVaR,rumahS.VaR))
head(rumah)
rumah[763:773,]

VaR.akhir=mean(rumah[,2])
VaR.akhir
range(rumah[,2])

#plot
plotlistRQ=array(0,length(listRQ))
for (i in 1:length(listRQ)){
  plotlistRQ[i]=listRQ[[i]]
}
ts.plot(plotlistRQ)

plotS.VaR=array(0,length(rumahS.VaR))
for (i in 2:length(rumahS.VaR)){
  plotS.VaR[i]=rumahS.VaR[[i]]
}
ts.plot(plotS.VaR)

plotVaR=array(0,length(rumahVaR))
for (i in 1:length(rumahVaR)){
  plotVaR[i]=rumahVaR[[i]]
}
ts.plot(plotVaR)

#menyimpan rquantile
write.csv(listRQ,"Q:/bismillah skripsi/listRQ.csv")

#statis t=2 hingga t=6
W0=100000000
t=2
```

```
m=length(rumahS.VaR)
matriksVaR=matrix(0,m,1)
for(i in 1:m)
{
matriksVaR[i]=W0*rumah[i,1]*sqrt(t)
}
head(matriksVaR)
matriksVaR[763:773,]

VaR.akhir=mean(matriksVaR)
VaR.akhir
range(matriksVaR)

#plot
plotVaR=array(0,length(matriksVaR))
for (i in 1:length(matriksVaR)){
  plotVaR[i]=matriksVaR[[i]]
}
ts.plot(plotVaR)
```

Lampiran 4. *Source code* untuk simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan dinamis

```
dataa=read.csv("Q://bismillah
skripsi//data//LPKR.JK09-
19aa.csv",header=TRUE,sep=",")
attach(dataa)

#menyimpan E
write.csv(listE,"Q:/bismillah skripsi/listE.csv")

dataaa=read.csv("Q://bismillah
skripsi//listE.csv",header=TRUE,sep=",")
head(dataaa)

n=70
m=length(rumahS.VaR)
W0=100000000
intercept=0.9949
psi=-0.3245
R0=mean(Return.1)
R=dataa$Return.1

Rumah.ragam.e=matrix(0,m,1)
      for(i in 1:m)
      {
      Rumah.ragam.e[i]=var(dataaa[,i])
      }
head(Rumah.ragam.e)
Rumah.ragam.e[763:773,1]
#menyimpan Rumah.ragam.e
write.csv(Rumah.ragam.e,"Q:/bismillah
skripsi/Rumah.ragam.e.csv")

ulangVaR=matrix(0,n,m)
VaR=matrix(0,n,1)
sdE=matrix(0,m,1)
R.duga=matrix(0,n,1)
h=1
for(k in 1:m){
      for(h in 1:n)
      {
       if(h<=1){
```

```
            R.duga[h]=intercept+psi*R0}
            else
            {R.duga[h]=intercept+psi*R[h-1]}
      R.duga
      R.duga.baru=R.duga-1
      sdE[k]=sqrt(Rumah.ragam.e[k,]/(1-(psi^2)))
      VaR[h]=-W0*(R.duga.baru[h]-(1.645*sdE[k,]))
      }
      ulangVaR[,k]=VaR
      k=k+1
      }

#menampilkan 6 VaR pertama
head(ulangVaR)
#menyimpan ulangVaR
write.csv(ulangVaR,"Q:/bismillah
skripsi/ulangVaR.csv")

#menghitung rata-rata VaR setiap waktu sebanyak 963
ulangan
apply(ulangVaR,1,mean)
range(apply(ulangVaR,1,mean))

#membuat plot rata-rata VaR
plot.ts(apply(ulangVaR,1,mean))

#peramalan
forecast71=intercept+psi*R[70]
varE71=sqrt(mean(Rumah.ragam.e)*(1-(psi^(2*1)))/(1-
psi^2))
peramalanVaR71=-W0*((forecast71-1)-(1.645*varE71))
peramalanVaR71

forecast72=intercept+psi*forecast71
varE72=sqrt(mean(Rumah.ragam.e)*(1-(psi^(2*2)))/(1-
psi^2))
peramalanVaR72=-W0*((forecast72-1)-(1.645*varE72))
peramalanVaR72

forecast73=intercept+psi*forecast72
```

Lampiran 4. (Lanjutan)

```
varE73=sqrt(mean(Rumah.ragam.e)*(1-(psi^(2*3)))/(1-
psi^2))
peramalanVaR73=-W0*((forecast73-1)-(1.645*varE73))
peramalanVaR73

forecast74=intercept+psi*forecast73
varE74=sqrt(mean(Rumah.ragam.e)*(1-(psi^(2*4)))/(1-
psi^2))
peramalanVaR74=-W0*((forecast74-1)-(1.645*varE74))
peramalanVaR74

forecast75=intercept+psi*forecast74
varE75=sqrt(mean(Rumah.ragam.e)*(1-(psi^(2*5)))/(1-
psi^2))
peramalanVaR75=-W0*((forecast75-1)-(1.645*varE75))
peramalanVaR75

forecast76=intercept+psi*forecast75
varE76=sqrt(mean(Rumah.ragam.e)*(1-(psi^(2*6)))/(1-
psi^2))
peramalanVaR76=-W0*((forecast76-1)-(1.645*varE76))
peramalanVaR76
```

Lampiran 5. Hasil Uji *Dickey Fuller*

```
        Augmented Dickey-Fuller Test

data:  dataa$Return.1
Dickey-Fuller = -4.0442, Lag order = 4, p-value = 0.01287
alternative hypothesis: stationary
```

Lampiran 6. *Output software* R pendugaan/estimasi untuk masing-masing model tentatif

- ARIMA(1,0,1)

```
Call:
arima(x = dataa$Return.1, order = c(1, 0, 1))

Coefficients:
          ar1      ma1  intercept
      -0.3016  -0.0261     0.9949
s.e.   0.2503   0.2482     0.0049

sigma^2 estimated as 0.003031:  log likelihood =
103.58, aic = -201.16
```

- ARIMA(1,0,0)

```
Call:
arima(x = dataa$Return.1, order = c(1, 0, 0))

Coefficients:
          ar1  intercept
      -0.3245     0.9949
s.e.   0.1153     0.0050

sigma^2 estimated as 0.003031:  log likelihood =
103.57,  aic = -203.15
```

- ARIMA(0,0,1)

```
Call:
arima(x = dataa$Return.1, order = c(0, 0, 1))

Coefficients:
          ma1  intercept
      -0.2796     0.9950
s.e.   0.1038     0.0048

sigma^2 estimated as 0.003078:  log likelihood =
103.06,  aic = -202.12
```

Lampiran 7. *Output software Gretl* uji signifikansi parameter untuk masing-masing model tentatif

- ARIMA(1,0,1)

	coefficient	std. error	z	p-value	
const	0.994878	0.00494548	201.2	0.0000	***
phi_1	-0.301530	0.250213	-1.205	0.2282	
theta_1	-0.0261490	0.248189	-0.1054	0.9161	

- ARIMA(1,0,0)

	coefficient	std. error	z	p-value	
const	0.994862	0.00498695	199.5	0.0000	***
phi_1	-0.324550	0.115285	-2.815	0.0049	***

- ARIMA(0,0,1)

	coefficient	std. error	z	p-value	
const	0.994994	0.00480934	206.9	0.0000	***
theta_1	-0.279629	0.103777	-2.695	0.0070	***

Lampiran 8. Hasil diagnostik sisaan uji *Ljung-Box* dan uji *Jarque Bera* untuk setiap model tentatif

- ARIMA(1,0,1)

```
> Box.test(res.model1,type="Ljung-Box")

        Box-Ljung test

data:  res.model1
X-squared = 0.012679, df = 1, p-value = 0.9103

> jarque.bera.test(res.model1)

        Jarque Bera Test

data:  res.model1
X-squared = 0.7662, df = 2, p-value = 0.6817
```

- ARIMA(1,0,0)

```
> Box.test(res.model2,type="Ljung-Box")

        Box-Ljung test

data:  res.model2
X-squared = 0.0050583, df = 1, p-value = 0.9433

> jarque.bera.test(res.model2)

        Jarque Bera Test

data:  res.model2
X-squared = 0.80436, df = 2, p-value = 0.6689
```

- ARIMA(0,0,1)

```
> Box.test(res.model3,type="Ljung-Box")

        Box-Ljung test

data:  res.model3
```

Lampiran 8. (Lanjutan)

```
X-squared = 0.052074, df = 1, p-value = 0.8195

> jarque.bera.test(res.model3)

        Jarque Bera Test

data:  res.model3
X-squared = 0.22874, df = 2, p-value = 0.8919
```

Lampiran 9. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dan selisih VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk satu periode

Iterasi ke-	*return* (R^*) ke α	Nilai *Value at Risk* (Rp)	$VaR_{(m)} - VaR_{(m-1)}$ (Rp)
1	-0.33589	-33.589.409	33.589.409
2	-0.34573	-34.573.494	984.085
3	-0.37614	-37.613.981	3.040.487
4	-0.3397571	-33.975.709	3.638.273
5	-0.3540025	-35.400.253	1.424.545
⋮	⋮	⋮	⋮
769	-0.3332139	-33.321.391	353.797,3803
770	-0.3406084	-34060844	739.453,4727
771	-0.33311	-33.311.049	749.794,7
772	-0.34823	-34.822.944	1.511.895
773	-0.34823	-34.823.367	423,0789

Lampiran 10. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk dua periode

Iterasi ke-	Nilai *Value at Risk* (Rp)
1	-47.502.598
2	-48.894.305
3	-53.194.202
4	-48.048.908
5	-50.063.518
⋮	⋮
769	-47.123.563
770	-48.169.308
771	-47.108.938
772	-49.247.080
773	-49.247.678

Lampiran 11. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk tiga periode

Iterasi ke-	Nilai *Value at Risk* (Rp)
1	-58.178.564
2	-59.883.049
3	-65.149.327
4	-58.847.654
5	-61.315.037
⋮	⋮
769	-57.714.342
770	-58.995.113
771	-57.696.430
772	-60.315.108
773	-60.315.841

Lampiran 12. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk empat periode

Iterasi ke-	Nilai *Value at Risk* (Rp)
1	-67.178.819
2	-69.146.989
3	-75.227.963
4	-67.951.417
5	-70.800.507
⋮	⋮
769	-72.768.282
770	-68.121.688
771	-66.622.099
772	-69.645.888
773	-69.646.734

Lampiran 13. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk lima periode

Iterasi ke-	Nilai *Value at Risk* (Rp)
1	-75.108.203
2	-77.308.684
3	-84.107.419
4	-75.971.994
5	-79.157.373
⋮	⋮
769	-74.508.895
770	-76.162.363
771	-74.485.771
772	-77.866.470
773	-77.867.416

Lampiran 14. Hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan deterministik (statis) untuk enam periode

Iterasi ke-	Nilai *Value at Risk* (Rp)
1	-82.276.914
2	-84.687.420
3	-92.135.061
4	-83.223.150
5	-86.712.558
⋮	⋮
769	-81.620.405
770	-83.431.688
771	-81.595.074
772	-85.298.444
773	-85.299.481

Lampiran 15. Rata-rata hasil simulasi estimasi nilai VaR dengan pendekatan dinamis untuk satu periode

Iterasi ke-	Nilai *Value at Risk* (Rp)
1	42.400.593
2	38.792.909
3	41.320.313
4	40.933.238
5	42.069.559
⋮	⋮
769	41.417.450
770	43.056.126
771	40.653.199
772	42.579.419
773	41.928.593