



TUGAS AKHIR - KM184801

**PENERAPAN *MODEL PREDICTIVE CONTROL (MPC)*
PADA OPTIMASI PORTOFOLIO SAHAM BERDASARKAN
PREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN MODEL
ARCH/GARCH**

RIZKHA PUTRI DWIYANI
06111640000126

Dosen Pembimbing
Subchan, Ph.D

Departemen Matematika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020



TUGAS AKHIR - KM184801

**PENERAPAN *MODEL PREDICTIVE CONTROL*
(MPC) PADA OPTIMASI PORTOFOLIO SAHAM
BERDASARKAN PREDIKSI HARGA SAHAM
DENGAN MODEL ARCH/GARCH**

**RIZKHA PUTRI DWIYANI
NRP. 06111640000126**

**Dosen Pembimbing
Subchan, Ph.D**

**Departemen Matematika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020**



FINAL PROJECT - KM184801

**APPLICATION OF MODEL PREDICTIVE
CONTROL (MPC) FOR STOCK PORTFOLIO
OPTIMIZATION BASED ON STOCK PRICE
PREDICTION WITH ARCH/GARCH MODEL**

**RIZKHA PUTRI DWIYANI
NRP. 06111640000126**

**Supervisor
Subchan, Ph.D**

**DEPARTMENT OF MATHEMATICS
Faculty of Science and Data Analytics
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020**

LEMBAR PENGESAHAN

PENERAPAN *MODEL PREDICTIVE CONTROL* (MPC) PADA OPTIMASI PORTFOLIO SAHAM BERDASARKAN PREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN MODEL ARCH/GARCH

APPLICATION OF MODEL PREDICTIVE CONTROL (MPC) FOR STOCK PORTFOLIO OPTIMIZATION BASED ON STOCK PRICE PREDICTION WITH ARCH/GARCH MODEL

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
Untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika
Pada bidang studi Pemodelan dan Simulasi Sistem
Program Studi S-1 Departemen Matematika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

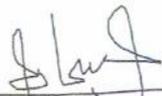
Oleh:

RIZKHA PUTRI DWIYANI

NRP. 06111640000126

Menyetujui,

Dosen Pembimbing



Subchan, Ph.D

NIP. 19710513 199702 1 001

Mengetahui,

Kepala Departemen Matematika ITS



Subchan, Ph.D

NIP. 19710513 199702 1 001

Surabaya, 19 Agustus 2020

ABSTRAK

Salah satu jenis investasi yang disediakan oleh pasar modal kepada masyarakat yang ingin berinvestasi adalah saham. Permasalahan optimasi portofolio saham merupakan permasalahan yang dinamis sehingga investor perlu terlebih dahulu mengetahui prediksi harga saham di masa yang akan datang. Permasalahan optimasi portofolio saham juga terdapat permasalahan kontrol dalam pengalokasian portofolio yang digunakan untuk mengontrol modal atau kekayaan investor. Pada penelitian ini metode yang digunakan dalam prediksi harga saham adalah model ARCH/GARCH. Sedangkan permasalahan optimasi portofolio diselesaikan dengan menggunakan MPC. Data yang digunakan adalah data penutupan harga saham harian dari 3 perusahaan (PT. X, PT. Y, dan PT. Z) mulai tanggal 1 Februari 2015 sampai dengan 31 Januari 2020. Peramalan pada 3 Februari 2020 sampai dengan 29 Mei 2020 dengan model ARIMA([3],1,[1]) GARCH([1],1,[1]) untuk saham X menghasilkan MAPE sebesar 2.85%, model ARIMA([6],1,[3]) GARCH([1],1,[1]) untuk saham Y menghasilkan MAPE sebesar 2.99%, dan model ARIMA([10],1,[4]) GARCH([1],1,[1]) untuk saham Z menghasilkan MAPE sebesar 3.85%. Berdasarkan hasil simulasi MPC, total seluruh modal investor semakin bertambah mencapai 268,400,000 pada tanggal 29 Mei 2020. Hal tersebut disebabkan oleh adanya pengendali MPC sebagai pengambil keputusan terbaik berdasarkan prediksi harga saham dalam manajemen setiap modal pada aset portofolio.

Kata Kunci: prediksi harga saham, optimasi portofolio, ARCH/GARCH, Model Predictive Control (MPC).

ABSTRACT

Stock is one type of investment that provided by the capital market to people who want to invest. The problem of stock portfolio optimization is a dynamic problem so investors need to first know the prediction of stock prices in the future. The problem of optimizing stock portfolios is also that there are control issues in allocating portfolios that are used to control investor capital or wealth. In this study the method used in stock price prediction is the ARCH / GARCH model. While portfolio optimization problems are solved using MPC. The data used are daily stock price closing data from 3 companies (PT. X, PT. Y, and PT. Z) from 1 February 2015 to 31 January 2020. Forecasting from 3 February 2020 to 29 May 2020 with the ARIMA([3], 1, [1]) GARCH([1], 1, [1]) model for X stock generated MAPE of 2.85%, ARIMA([6], 1, [3]) GARCH([1], 1, [1]) model for Y stock to generated MAPE of 2.99%, and the ARIMA([10], 1, [4]) GARCH([1], 1, [1]) model for Z stock generated MAPE of 3.85% Based on MPC simulation results, the total capital of all investors increased to reach 268,400,000 on May 29, 2020. This was due to the existence of the MPC controller as the best decision maker based on the prediction of stock prices in managing each capital on portfolio assets.

Keyword: *stock price prediction, portfolio optimization, ARCH/GARCH, Model predictive Control (MPC).*

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT yang telah memberikan limpahan rahmat dan ridho-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Penelitian Tugas Akhir yang berjudul **“PENERAPAN *MODEL PREDICTIVE CONTROL (MPC)* PADA OPTIMASI PORTOFOLIO SAHAM BERDASARKAN PREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN MODEL ARCH/GARCH”**. Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Subchan, Ph.D selaku Kepala Departemen Matematika ITS sekaligus Dosen Pembimbing atas segala waktu, bimbingan, dan motivasi yang diberikan kepada penulis.
2. Ibu Dr. Dwi Ratna S, MT selaku Sekretaris I Departemen Matematika ITS dan Bapak Dr. Budi Setiyono, MT selaku Sekretaris II Departemen Matematika ITS.
3. Bapak Drs. Lukman Hanafi, M.Sc, Bapak Drs. Suhud Wahyudi, M.Si, dan Bapak Amirul Hakam, S.Si, M.Si selaku dosen penguji yang memberikan saran dan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
4. Ibu Valeriana Lukitosari S.Si, MT selaku Dosen Wali yang telah memberikan arahan akademis dan motivasi.
5. Seluruh dosen dan karyawan Departemen Matematika ITS yang telah memberikan banyak ilmu kepada penulis selama menempuh proses perkuliahan.
6. Papa, Mama, Kakak, serta keluarga besar yang tak henti-hentinya memberikan doa, dukungan, nasihat, dan kasih sayang kepada penulis selama ini.

7. Kirana, Hasna, Jinan, Sapta, dan teman seperbimbingan yang sama-sama berjuang dan saling menyemangati satu sama lain dalam menyelesaikan Tugas Akhir.
8. Yuda, Rini, Fara, Farida, Islah, Novia, Mayga, dan semua teman-teman Matematika angkatan 2016 yang telah memberikan semangat dan bantuan kepada penulis selama berkuliah di Matematika ITS.
9. Sashi, Kintan, Nuurul, Ela, dan Gita yang terus memberikan semangat kepada penulis dan sama-sama berjuang menyelesaikan Tugas Akhir di kampus masing-masing.
10. Semua pihak yang tidak bisa penulis sebutkan satu-persatu.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih belum sempurna. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun guna perbaikan di masa mendatang. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Surabaya, 2020

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
<i>TITLE PAGE</i>	<i>iii</i>
LEMBAR PENGESAHAN.....	v
ABSTRAK	vii
<i>ABSTRACT</i>	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
DAFTAR LAMPIRAN.....	xxi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan	5
1.5 Manfaat	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Penelitian Terdahulu	7
2.2 Investasi.....	9
2.3 Model Peramalan ARIMA.....	10
2.4 Pembentukan Model Peramalan ARIMA	11
2.5 Identifikasi Unsur Heteroskedastisitas	15
2.6 Model Peramalan ARCH/GARCH	16
2.7 Estimasi dan Pengujian Parameter Model ARCH/GARCH.....	17
2.8 Kriteria Pemilihan Model Terbaik	18
2.9 <i>Return</i> dalam Investasi Saham.....	19
2.10 Model Matematika dalam Portofolio Saham	20
2.11 <i>Model Predictive Control</i> (MPC).....	22

BAB III METODE PENELITIAN	27
3.1 Tahapan Penelitian	27
3.2 Diagram Alir Penelitian	29
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	31
4.1 Pembentukan Model Peramalan Harga Saham PT. X	32
4.1.1 Analisis Data.....	32
4.1.2 Pembentukan Model Peramalan ARIMA	36
4.1.3 Uji Asumsi Model Peramalan ARIMA	37
4.1.4 Pemilihan Model Peramalan ARIMA Terbaik.....	39
4.1.5 Peramalan ARCH/GARCH	40
4.2 Pembentukan Model Peramalan Harga Saham PT. Y	43
4.2.1 Analisis Data.....	44
4.2.2 Pembentukan Model Peramalan ARIMA	48
4.2.3 Uji Asumsi Model Peramalan ARIMA	49
4.2.4 Pemilihan Model Peramalan Terbaik	51
4.2.5 Peramalan ARCH/GARCH	51
4.3 Pembentukan Model Peramalan Harga Saham PT. Z.....	54
4.3.1 Analisis Data.....	55
4.3.2 Pembentukan Model Peramalan ARIMA	59
4.3.3 Uji Asumsi Model Peramalan ARIMA	60
4.3.4 Pemilihan Model Peramalan ARIMA Terbaik.....	61
4.3.5 Peramalan ARCH/GARCH	62
4.4 Perhitungan Nilai <i>Return</i> Saham.....	66
4.5 Analisis Model Matematika Dalam Portofolio Investasi Saham	68
4.6 Penerapan <i>Model Predictive Control</i> (MPC) Dalam Optimasi Portofolio pada Investasi Saham	71
4.6.1 Membangun Model Persamaan Ruang Keadaan Diskrit	71
4.6.2 Menentukan Kendala dalam Permasalahan Optimasi Portofolio	73
4.6.3 Menentukan Nilai Kontrol Optimal.....	74
4.6.4 Mendapatkan Portofolio yang Optimal.....	77
4.7 Simulasi Penerapan MPC dalam Optimasi Portofolio pada Investasi Saham	78

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	89
5.1 Kesimpulan.....	89
5.2 Saran	90
DAFTAR PUSTAKA	91
LAMPIRAN A	93
BIODATA PENULIS	159

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1	Diagram Alir Metode Penelitian	29
Gambar 3. 2	Lanjutan Diagram Alir Metode Penelitian	30
Gambar 4. 1	Plot Box-Cox Saham PT. X	33
Gambar 4. 2	Plot Box-Cox Saham PT. X Setelah Transformasi	33
Gambar 4. 3	Plot <i>Time Series</i> Saham PT. X	34
Gambar 4. 4	Plot <i>Time Series</i> dari Hasil <i>Differencing</i> Harga Saham PT. X	35
Gambar 4. 5	Plot ACF Saham PT. X.....	36
Gambar 4. 6	Plot PACF Saham PT. X	37
Gambar 4. 7	Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. X 2 Februari 2015 – 31 Januari 2020	42
Gambar 4. 8	Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. X 3 Februari 2020 – 29 Mei 2020	42
Gambar 4. 9	Plot Box-Cox Saham PT. Y	45
Gambar 4. 10	Plot Box-Cox Saham PT. Y Setelah Transformasi	45
Gambar 4. 11	Plot <i>Time Series</i> Saham PT. Y	46
Gambar 4. 12	Plot <i>Time Series</i> dari Hasil <i>Differencing</i> Harga Saham PT. Y	47
Gambar 4. 13	Plot ACF Saham PT. Y.....	48
Gambar 4. 14	Plot PACF Saham PT. Y.....	49
Gambar 4. 15	Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. Y 2 Februari 2015 – 30 Januari 2020	53
Gambar 4. 16	Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. Y 3 Februari 2020 – 29 Mei 2020	53

Gambar 4. 17	Plot Box-Cox Saham PT. Z	56
Gambar 4. 18	Plot Box-Cox Saham PT. Z Setelah Transformasi	56
Gambar 4. 19	Plot <i>Time Series</i> Saham PT. Z.....	57
Gambar 4. 20	Plot <i>Time Series</i> dari Hasil <i>Differencing</i> Harga Saham PT. Z.....	58
Gambar 4. 21	Plot ACF Saham PT. Z.....	59
Gambar 4. 22	Plot PACF Saham PT. Z.....	60
Gambar 4. 23	Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. Z 2 Februari 2015 – 30 Januari 2020	64
Gambar 4. 24	Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. Z 3 Februari 2020 – 29 Mei 2020	64
Gambar 4. 25	Nilai <i>Return</i> Saham Berdasarkan Prediksi ARIMA-GARCH	66
Gambar 4. 26	Skema Aliran Modal dalam Portofolio.....	68
Gambar 4. 27	Nilai p_1 dan q_1 untuk Saham PT. X.....	79
Gambar 4. 28	Nilai p_2 dan q_2 untuk Saham PT. Y.....	80
Gambar 4. 29	Nilai p_3 dan q_3 untuk Saham PT. Z	80
Gambar 4. 30	Nilai Transfer Dana Pinjaman dalam Portofolio	81
Gambar 4. 31	Perubahan Jumlah Modal Investor pada Aset Saham	82
Gambar 4. 32	Perubahan Jumlah Modal Investor pada Aset Bebas Risiko dan Jumlah Pinjaman Modal Investor	82
Gambar 4. 33	Perubahan Total Modal Investor dalam Portofolio	83

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1	Estimasi Parameter Model ARIMA(0,1,[1])	38
Tabel 4. 2	Uji Asumsi Peramalan ARIMA Saham PT. X.....	39
Tabel 4. 3	Overfitting Model Peramalan ARIMA Saham PT. X	40
Tabel 4. 4	Hasil Estimasi Parameter PT. X.....	41
Tabel 4. 5	Contoh Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi Saham PT. X	43
Tabel 4. 6	Uji Asumsi Peramalan ARIMA Saham PT. Y.....	50
Tabel 4. 7	Overfitting Model Peramalan ARIMA Saham PT. Y	51
Tabel 4. 8	Hasil Estimasi Parameter PT. Y.....	52
Tabel 4. 9	Contoh Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi Saham PT. Y	54
Tabel 4. 10	Uji Asumsi Peramalan ARIMA Saham PT. Z.....	61
Tabel 4. 11	<i>Overfitting</i> Model Peramalan ARIMA Saham PT. Y	62
Tabel 4. 12	Hasil Estimasi Parameter PT. Z.....	63
Tabel 4. 13	Contoh Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi Saham PT. X	65
Tabel 4. 14	Contoh Nilai <i>Return</i> Saham.....	67
Tabel 4. 15	Nilai Parameter pada Optimasi Portofolio.....	78
Tabel 4. 16	Nilai Numerik Hasil Simulasi pada Tanggal 3 Februari 2020 sampai 7 Februari 2020.....	Error!
	Bookmark not defined.	
Tabel 4. 17	Nilai Numerik Hasil Simulasi pada Tanggal 26 Mei 2020 sampai 29 Mei 2020.....	Error! Bookmark not defined.7

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A	93
LAMPIRAN B	95
LAMPIRAN C	97
LAMPIRAN D	99
LAMPIRAN E	101
LAMPIRAN F	103
LAMPIRAN G	105
LAMPIRAN H	109
LAMPIRAN I	113
LAMPIRAN J	117
LAMPIRAN K	121
LAMPIRAN L	125
LAMPIRAN M	131
LAMPIRAN N	135
LAMPIRAN O	139
LAMPIRAN P	143
LAMPIRAN Q	147
LAMPIRAN R	149
LAMPIRAN S	151
LAMPIRAN T	153
LAMPIRAN U	155
LAMPIRAN V	157

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini dijelaskan mengenai latar belakang yang mendasari penelitian ini. Dari informasi tersebut, selanjutnya dibuat rumusan masalah, tujuan, dan manfaat dari penelitian ini.

1.1 Latar Belakang

Investasi merupakan suatu kegiatan bisnis yang dilakukan oleh masyarakat di mana mereka menanamkan uang atau modal dengan tujuan untuk menambah jumlah kekayaan atau modal mereka. Pasar modal di Indonesia semakin berkembang dan keinginan masyarakat untuk menjadi investor yang juga semakin meningkat. Hal itu dilakukan karena meningkatnya kebutuhan masyarakat yang lebih dari kebutuhan pokok. Masyarakat mengharapakan hasil dari investasi akan dapat memenuhi kebutuhan serta meningkatkan kesejahteraannya di masa yang akan datang. Pasar modal menjadi wahana alternatif bagi masyarakat untuk berinvestasi selain investasi riil. Banyak alternatif pilihan yang disediakan oleh pasar modal kepada masyarakat yang ingin berinvestasi, salah satu yang paling banyak dipilih oleh investor adalah saham.

Saham atau instrumen penyertaan merupakan instrumen penyertaan modal seseorang atau lembaga dalam suatu perusahaan. Saham dikeluarkan dalam rangka pendirian perusahaan, pemenuhan modal pasar, atau peningkatan modal dasar [1]. Investasi dalam bentuk saham banyak diminati oleh investor karena dapat memiliki peluang yang baik dalam jangka panjang. Ketika seorang investor menyertakan modal, maka investor tersebut berhak atas kepemilikan perusahaan, berhak atas pembagian keuntungan, dan berhak hadir dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS). Dalam beberapa tahun terakhir,

indeks saham menurun pada tahun 2018 dan kembali naik tahun 2019. Pada akhir tahun 2017, Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) berada pada level 6.355,65 [2]. Kemudian pada akhir 2018, IHSG mengalami penurunan menjadi 6.194,498 [3]. Namun pada akhir tahun 2019, IHSG kembali menguat dan berada pada level 6.299,539 [4].

Tingkat kemampuan investor dalam memilih saham secara rasional merupakan salah satu faktor yang menentukan investor dalam berinvestasi. Saham yang dipilih diharapkan dapat memberikan *return* yang maksimum pada tingkat risiko tertentu atau risiko yang minimum dengan tingkat *return* tertentu. Langkah pendekatan yang dapat dilakukan para investor untuk mengurangi tingkat risiko dan memaksimalkan keuntungan adalah dengan melakukan diversifikasi dalam berinvestasi atau melakukan investasi pada beberapa perusahaan dengan membentuk suatu portofolio.

Portofolio merupakan kombinasi atau sekumpulan asset, baik berupa asset finansial maupun aset riil yang dimiliki oleh investor [5]. Agar investor mendapatkan portofolio yang efisien, diperlukan manajemen portofolio yang mana berkaitan dengan strategi yang harus dilakukan agar portofolio saham menghasilkan *return* yang optimal dengan risiko sekecil mungkin.

Pada dasarnya, permasalahan optimasi portofolio merupakan permasalahan dinamis yang melibatkan harga saham yang terus berubah dari waktu ke waktu. Karena itu, sebaiknya investor terlebih dahulu mengetahui prediksi harga saham untuk melihat bagaimana peluang investasi saham di masa yang akan datang. Investor dapat mempertimbangkan keputusan untuk menjual atau membeli saham jika sudah tahu bagaimana naik turunnya harga saham dengan prediksi tersebut. Salah satu metode yang dapat diaplikasikan dalam prediksi harga saham

adalah model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH) / *General Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH). ARCH/GARCH pertama kali diperkenalkan oleh Engle (1982) dan dikembangkan oleh Bollerslev (1986). Engle berhasil mengembangkan suatu model volatilitas untuk data runtun waktu finansial yang dikenal dengan model ARCH [6]. Sedangkan Bollerslev mengembangkan model volatilitas yang lebih fleksibel yang dikenal sebagai GARCH [7]. Metode ARCH/GARCH merupakan metode yang dipakai pada data yang memiliki ragam sisaan yang tidak konstan di setiap titik waktunya atau disebut sebagai heteroskedastisitas [8]. Peramalan model ARCH/GARCH adalah kelanjutan dari model ARIMA jika model ARIMA yang dipilih masih mengandung heteroskedastisitas. Model yang dipilih adalah model yang signifikan, memiliki error yang paling kecil, serta memenuhi asumsi normalitas dan homokedastisitas.

Dalam optimasi portofolio juga terdapat permasalahan kontrol dalam pengalokasian portofolio yang digunakan untuk mengontrol modal atau kekayaan investor. Adapun kendala-kendala yang harus diselesaikan adalah sumber dana dari investor yang terbatas, pembagian alokasi dana yang terbatas, dan lainnya, maka dari itu diperlukan peran kontrol optimal dalam optimasi portofolio. Salah satu metode kontrol yang dapat digunakan dalam mengatasi kendala pada sebuah sistem adalah *Model Predictive Control* (MPC). Metode ini merupakan model proses yang digunakan secara eksplisit untuk mendesain pengendali, dengan meminimumkan suatu fungsi objektif. Selain itu, MPC dapat menggabungkan semua tujuan menjadi fungsi objektif tunggal serta hasil optimasi yang diberikan sangat efektif dalam sistem yang memiliki kendala pada variabel kontrol dan variabel *state* [9].

Dalam penelitian ini terdapat dua hal yang akan dilakukan, yaitu memprediksi harga saham dan menyelesaikan permasalahan kontrol optimal dalam optimasi portofolio saham. Penulis mencoba mengimplementasikan metode ARCH/GARCH dalam memprediksi harga saham dan selanjutnya menggunakan model MPC untuk menyelesaikan permasalahan kontrol optimal dalam optimasi portofolio berdasarkan harga saham yang telah diprediksi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disajikan, perumusan masalah yang akan diselesaikan pada Tugas Akhir ini adalah:

1. Bagaimana penerapan model ARCH/GARCH dalam memprediksi harga saham?
2. Bagaimana penerapan MPC pada permasalahan optimasi portofolio saham berdasarkan harga saham yang telah diprediksi?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah:

1. Data saham yang dipilih sebagai objek penelitian adalah dari PT. X, PT. Y, dan PT. Z mulai tanggal 1 Februari 2015 sampai dengan tanggal 31 Januari 2020.
2. Harga saham didekati dengan model deterministik.
3. Portofolio saham yang dibentuk berasal dari aset finansial investor berupa saham, jumlah tabungan investor di bank, dan jumlah pinjaman investor.
4. Inisialisasi awal untuk modal yang diinvestasikan pada saham, jumlah tabungan, dan pinjaman investor diberikan.

5. Diasumsikan pada saat investasi portofolio berlangsung perekonomian negara dalam keadaan normal dan tidak dalam kondisi krisis moneter sehingga tidak terjadi perubahan harga saham secara drastis.

1.4 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam Tugas Akhir ini adalah:

1. Menganalisa hasil penerapan metode ARCH/GARCH dalam memprediksi harga saham PT. X, PT. Y, dan PT. Z.
2. Menerapkan dan menganalisa hasil simulasi *Model Predictive Control* (MPC) untuk menyelesaikan permasalahan kontrol optimal pada optimasi portofolio saham berdasarkan harga saham yang telah diprediksi.

1.5 Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari Tugas Akhir ini adalah:

1. Suatu bentuk kontribusi dalam pengembangan ilmu matematika terapan di bidang keuangan, khususnya aplikasi ARCH/GARCH pada peramalan harga saham dan aplikasi MPC pada permasalahan kendali optimal optimasi portofolio.
2. Diperoleh suatu pengetahuan yang berguna mengenai cara memprediksi harga saham menggunakan ARCH/GARCH baik bagi kalangan akademik maupun bagi masyarakat yang ingin menjadi investor.
3. Diperoleh suatu pengetahuan dalam menerapkan dan menganalisa hasil simulasi MPC dalam menyelesaikan permasalahan kendali optimal pada optimasi portofolio, sehingga didapatkan portofolio yang optimal dalam investasi saham.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dijelaskan beberapa kajian pustaka dan dasar teori yang digunakan dalam Tugas Akhir ini, diantaranya adalah penelitian terdahulu yang dijadikan referensi untuk melakukan penelitian yang diusulkan, investasi, *return* dalam investasi, model matematika dalam portofolio saham, model peramalan ARCH/GARCH, dan *model predictive control*.

2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam Tugas Akhir ini penulis merujuk pada beberapa penelitian sebelumnya. Pada tahun 1952, Markowitz pertama kali melakukan penelitian terkait portofolio dan memperkenalkan teori pemilihan portofolio yang optimal dan mampu menghasilkan *expected return* yang maksimal dan meminimumkan varians. Teori ini berkembang menjadi teori portofolio yang sering dikenal dengan istilah *mean variance efficiency* (MV) portofolio [10]. Penelitian lain terkait permasalahan optimasi portofolio dilakukan oleh Dombrovskiy, dkk. Mereka melakukan penelitian dan merumuskan model dinamik dari permasalahan manajemen portofolio investasi atau *Portfolio Investment (IP) Management Problem* dan digunakan *Model Predictive Control* (MPC) untuk menyelesaikan permasalahan tersebut dan mendapatkan hasil portofolio yang optimal [11].

Penelitian mengenai penerapan MPC pada permasalahan optimasi portofolio saham juga dilakukan di Indonesia oleh Syaifudin. Penelitian tersebut menghasilkan pengendali MPC dapat diterapkan dengan baik pada permasalahan optimasi portofolio saham sehingga memberikan nilai kontrol yang optimal [9]. Namun, pada penelitian tersebut tidak terdapat unsur

prediksi harga saham yang akan datang, sehingga optimasi portofolio yang dilakukan hanya berdasarkan pada data-data histori harga saham yang sudah ada.

Penelitian mengenai penerapan MPC berdasarkan prediksi harga saham dilakukan oleh Fitria. Model prediksi yang digunakan dalam penelitian tersebut yaitu ARIMA-Kalman Filter. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, total seluruh modal yang diperoleh investor semakin bertambah yang disebabkan adanya pengendali MPC yang bertindak sebagai pengambil keputusan terbaik berdasarkan prediksi harga saham dalam manajemen setiap modal pada aset portofolio [12].

Penelitian mengenai model ARCH/GARCH dilakukan oleh Fatari untuk mengetahui perubahan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan adanya *ASEAN Economic Community* (AEC). Berdasarkan hasil penelitian tersebut, model peramalan *log-return* IHSG berubah dari ARMA([29],[29]) menjadi ARMA([43].[43]) serta dari GARCH(2,2) menjadi GARCH(1,1) [13]. Penelitian lain menggunakan model ARCH/GARCH dilakukan oleh Gunanjar pada nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika dan IHSG. Berdasarkan hasil penelitian ini, model ARCH/GARCH dapat digunakan pada variabel ekonomi dan keuangan yang mempunyai sifat heteroskedastisitas pada ragam sisaannya sehingga informasi yang didapatkan dapat dimanfaatkan lebih optimal [8].

Dari penelitian-penelitian sebelumnya, maka dalam penelitian ini diajukan metode pengendali *model predictive control* (MPC) pada permasalahan optimasi portofolio saham agar didapatkan portofolio saham yang optimal berdasarkan harga saham yang diprediksi menggunakan model ARCH/GARCH. Tujuan dari usulan penelitian ini adalah untuk melihat prediksi keuntungan yang akan diperoleh investor ketika melakukan investasi saham. Dalam hal ini, tentunya sangatlah penting untuk

mengetahui prediksi harga saham di masa mendatang dan strategi yang harus dilakukan untuk mengoptimalkan modal dalam portofolio yang telah dibentuk, sehingga diharapkan investasi yang dilakukan dapat memberikan tambahan modal bagi investor.

2.2 Investasi

Investasi merupakan penanaman modal atau sejumlah dana pada saat ini dengan tujuan untuk menambah jumlah kekayaan dan memperoleh keuntungan di masa yang akan datang. Seorang investor memiliki alternatif pilihan yang dapat dilakukan untuk berinvestasi, yaitu berupa investasi pada aset finansial dan investasi pada aset riil. Investasi pada aset finansial dapat dilakukan di pasar uang misalnya berupa deposito, *commercial paper*, surat berharga, dan lainnya, juga dapat dilakukan di pasar modal berupa saham, obligasi, waran, opsi, dan lainnya. Investasi pada aset riil yaitu dalam bentuk aset produktif, pendirian pabrik, pembukaan pertambangan, pembukaan perkebunan, dan lainnya [9].

Dalam berinvestasi tidak akan diketahui secara pasti mengenai hasil yang akan didapatkan di masa mendatang. Dalam menghadapi ketidakpastian tersebut, tingkat *return* dan risiko yang dihadapi dari investasi tersebut menjadi pertimbangan bagi para investor. Pertimbangan yang dilakukan adalah untuk mendapatkan *return* yang maksimum pada tingkat risiko tertentu atau risiko yang minimum dengan tingkat *return* tertentu. Salah satu upaya yang dilakukan oleh para investor untuk mengantisipasi fluktuasi dari nilai *return* dan risiko yang ada adalah dengan membentuk portofolio.

Portofolio merupakan kombinasi atau gabungan dari sekumpulan aset, baik berupa aset finansial maupun aset riil yang dimiliki oleh investor. Tujuannya adalah untuk mengurangi risiko

dengan cara diversifikasi, yaitu mengalokasikan sejumlah dana pada berbagai alternatif investasi [5].

2.3 Model Peramalan ARIMA

Dalam kehidupan sehari-hari, peramalan banyak diperlukan untuk mendapatkan informasi yang dibutuhkan sebagai dasar dalam membuat keputusan. Dalam hal ini, peramalan atau prediksi harga saham merupakan hal yang penting bagi seseorang yang ingin berinvestasi. Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan adalah ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang mampu menangani data stasioner maupun non-stasioner.

Model ARIMA merupakan gabungan dari pengembangan model peramalan AR (*Autoregressive*) dan MA (*Moving Average*). Pada tahun 1926, Yule pertama kali memperkenalkan model AR yang kemudian dikembangkan oleh Walker. Model MA pertama kali digunakan oleh Slutsky pada tahun 1937. Kemudian Word mengembangkan model AR dan MA menjadi dasar-dasar model kombinasi ARMA dan dikembangkan lagi oleh Box dan Jenkins menjadi model ARIMA [12].

Bentuk umum dari model *Autoregressive* dengan orde p atau ditulis dengan $AR(p)$ adalah sebagai berikut [15]:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.1)$$

dengan

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: parameter-parameter *autoregressive*

a_t : nilai galat atau *error* pada waktu t

Bentuk umum model *Moving Average* dengan orde q atau ditulis dengan $MA(q)$ adalah sebagai berikut.

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.2)$$

dengan

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ = parameter-parameter *moving average*
 a_t = nilai galat atau *error* pada waktu t

Sedangkan bentuk umum model $ARIMA(p, d, q)$, dengan p menyatakan orde dari AR, q menyatakan orde *differencing*, dinyatakan sebagai berikut.

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.3)$$

dengan

$$\begin{aligned} \phi_p(B) &= (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \\ \theta_q(B) &= (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \\ \theta_0 &= (1 - \phi_1 - \dots - \phi_p)\mu \end{aligned}$$

B adalah operator *backward shift*.

2.4 Pembentukan Model Peramalan ARIMA

Prosedur dalam membentuk model peramalan ARIMA diantaranya meliputi tahap menganalisa data, uji parameter, dan uji diagnostik model ARIMA.

A. Analisa Data

Pada tahap ini dilakukan uji stasioneritas data, baik dalam varian maupun *mean*. Suatu data dikatakan stasioner apabila data tersebut dalam kondisi seimbang di sekitar nilai yang konstan selama waktu tertentu dan tidak mengandung unsur tren ataupun musiman. Stasioneritas data dalam varian dapat dilihat melalui plot Transformasi Box-Cox. Dari hasil tersebut, jika *rounded value* λ bernilai satu, maka data tersebut dapat dikatakan stasioner

dalam varian. Namun jika *rounded value* λ tidak bernilai satu, maka data tersebut perlu ditransformasi [16]. Sedangkan stasioneritas dalam *mean* dapat dilihat melalui analisa *time series plot*. Jika data mengandung tren, maka data tersebut dikatakan tidak stasioner dalam *mean*. Hal tersebut dapat diperkuat dengan uji stasioner *unit root Augmented Dickey Fuller* (ADF). Jika data tidak stasioner dalam *mean*, maka dapat diatasi dengan melakukan *differencing* atau pembedaan [12].

B. Identifikasi dan Pembentukan Model Peramalan ARIMA

Identifikasi model dilakukan dengan menganalisa *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data yang telah berada dalam keadaan stasioner. Dari hasil tersebut, dapat dibentuk model-model peramalan ARIMA yang akan dianalisa lebih lanjut pada tahap berikutnya.

C. Uji Signifikasi Parameter pada Model ARIMA

Metode yang digunakan dalam tahap ini adalah metode *Least Square*. Metode ini merupakan metode yang dapat digunakan untuk mencari nilai parameter dengan meminimumkan jumlah kuadrat *error* atau selisih antara nilai aktual dan peramalan. Sebagai contoh pada model *AR(1)* berikut:

$$Z_t - \mu = \phi_1(Z_{t-1} - \mu) + a_t \quad (2.4)$$

Metode *Least Square* untuk model *AR(1)* diberikan sebagai berikut:

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.5)$$

Kemudian ditaksir μ dan ϕ dengan cara meminimumkan $S(\phi, \mu)$, yaitu menurunkan S terhadap μ dan ϕ kemudian disamadengankan nol.

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = 2 \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](\phi - 1) = 0 \quad (2.6)$$

$$\frac{\partial S}{\partial \phi} = -2 \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](Z_{t-1} - \mu) = 0 \quad (2.7)$$

Dengan menyelesaikan Persamaan (2.6) dan (2.7) secara bersama-sama, dapat diperoleh nilai taksiran parameter yaitu $\hat{\mu}$ dan $\hat{\phi}$.

Selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter untuk mengetahui kelayakan model dengan parameter yang digunakan tersebut. Pengujian signifikansi parameter dilakukan dengan menggunakan uji- t sebagai berikut.

Hipotesa:

H_0 : estimasi parameter = 0 (Parameter model tidak signifikan)

H_1 : estimasi parameter \neq 0 (Parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\text{estimasi parameter}}{\text{standar deviasi parameter}}, \quad (2.8)$$

st. deviasi parameter \neq 0

Kriteria pengujian:

Dengan menggunakan $\alpha = 5\%$, jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, (n-p-1)}$ maka H_0 ditolak yang artinya parameter model signifikan. Atau dengan

menggunakan p -value, yaitu jika p -value $< \alpha$ maka H_0 ditolak yang artinya parameter model signifikan [12].

D. Uji Diagnostik (Uji Asumsi) Model ARIMA

Uji diagnostik dilakukan setelah pengujian signifikansi untuk membuktikan syarat kecukupan model yang meliputi uji asumsi *white noise* dan distribusi normal.

1. Uji Asumsi *White Noise*

White noise berarti bahwa tidak ada korelasi pada deret residual. Langkah-langkah pengujian asumsi residual bersifat *white noise* menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesa sebagai berikut.

Hipotesa:

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (Residual bersifat *white noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_i \neq 0$ dengan $i = 1, 2, \dots, k$ (Residual bersifat *white noise*)

Statistik uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^k \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k \quad (2.9)$$

dengan

k : lag maksimum

n : jumlah pengamatan

$\hat{\rho}_k^2$: autokorelasi residual untuk lag ke- k

Kriteria pengujian:

Dengan menggunakan $\alpha = 5\%$, jika $Q < \chi^2_{(\alpha; k-p-q)}$ maka H_0 diterima. Atau jika p -value $< \alpha$ maka H_0 diterima yang artinya residual bersifat *white noise* [12].

2. Uji Asumsi Distribusi Normal

Langkah-langkah pengujian asumsi distribusi normal pada residual menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesa:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Kriteria pengujian:

Dengan menggunakan $\alpha = 5\%$, jika $p\text{-value} < \alpha$ maka H_0 diterima yang artinya residual berdistribusi normal [12].

2.5 Identifikasi Unsur Heteroskedastisitas

Pengidentifikasi adanya unsur heteroskedastisitas dilakukan sebelum melakukan analisa model ARCH/GARCH. Pengujiannya dilakukan dengan Uji *White* dengan menggunakan residual kuadrat pada model ARIMA.

Hipotesa:

H_0 : Tidak terdapat unsur heteroskedastisitas

H_1 : Terdapat unsur heteroskedastisitas

Statistik uji:

$$X^2 = nR^2 \quad (2.10)$$

dengan

n : jumlah pengamatan yang digunakan

R^2 : koefisien determinasi

Kriteria pengujian:

Dengan menggunakan $\alpha = 5\%$, jika nilai $X^2 > \chi^2_{tabel}$ maka H_0 ditolak yang artinya terdapat unsur heteroskedastisitas [12].

2.6 Model Peramalan ARCH/GARCH

Data harga saham setiap harinya tidak menentu. Hal ini ditunjukkan dengan keadaan fluktuasinya yang berubah-ubah. Dengan tingginya volatilitas sehingga perlu dibuat sebuah model tertentu untuk masalah volatilitas residual. Untuk mengatasi masalah volatilitas residual dilakukan pendekatan model varian menggunakan metode ARCH dan GARCH. Secara umum bentuk model ARCH (p) adalah

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + a_p \varepsilon_{t-p}^2$$

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.11)$$

Pada data finansial dengan tingkat volatilitas yang lebih besar, model ARCH memerlukan orde yang besar pula dalam memodelkan ragamnya. Hal tersebut mempersulit proses identifikasi dan estimasi model. Sehingga model ARCH dikembangkan menjadi *Generalized* ARCH (GARCH) untuk mengatasi orde yang terlalu besar pada model ARCH. Pada model GARCH, perubahan ragam bersyaratnya dipengaruhi oleh data acak sebelumnya dan ragam dari data acak sebelumnya. Model GARCH lebih tepat digunakan untuk memodelkan data acak dengan tingkat volatilitas yang tinggi [16]. Secara umum model GARCH (p, q):

$$\hat{\sigma}_t^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + a_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \hat{\sigma}_{t-1}^2$$

$$+ \dots + \beta_q \hat{\sigma}_{t-q}^2$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \hat{\sigma}_{t-j}^2 \quad (2.12)$$

2.7 Estimasi dan Pengujian Parameter Model ARCH/GARCH

Pengestimasi parameter dapat menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Untuk menjelaskan metode estimasi *Maximum Likelihood* dengan menetapkan persamaan yang tepat untuk *mean* dan varian [17]. Sebagai contoh pada model ARCH(1) berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (2.13)$$

dengan fungsi likelihoodnya:

$$\ln L = \sum_{t=1}^n -\frac{1}{2} \ln(\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2) - \frac{1}{2} \frac{\varepsilon_t^2}{\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2} \quad (2.14)$$

kemudian fungsi tersebut diturunkan terhadap α_0 dan α_1

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha_0} = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{1}{\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{\varepsilon_t^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)^2} \quad (2.15)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha_1} = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{\varepsilon_{t-1}^2}{\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{\varepsilon_t^2 \varepsilon_{t-1}^2}{(\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2)^2} \quad (2.16)$$

Misalkan α_i adalah estimasi parameter dari model ARCH/GARCH. Uji signifikansi parameter adalah sebagai berikut.

Hipotesa:

$H_0 : \alpha_i = 0$ (tidak signifikan atau tidak masuk model)

$H_1 : \alpha_i \neq 0$ (signifikan) dengan $i = 1, 2, \dots, p$

Statistik uji:

$$t_{ratio} = \frac{\hat{\alpha}_i}{Sd(\hat{\alpha}_i)} \quad (2.17)$$

Kriteria pengujian:

Jika $|t_{ratio}| = t_{(\frac{\alpha}{2}; n-p-1)}$ di mana n adalah jumlah data dan p adalah banyak parameter, maka H_0 ditolak, artinya parameter signifikan dan masuk dalam model [13].

2.8 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Kriteria pemilihan model terbaik digunakan untuk memeriksa ketepatan suatu model *time series*. Kriterianya dengan menguji residual yang mana harus memenuhi asumsi *white noise* dengan menggunakan uji Chi-Square.

Seleksi pemilihan model dapat dilakukan dengan melihat nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwartz Bayesian Criterion* (SBC) yang paling terkecil [13].

A. *Akaike Information Criterion* (AIC)

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \quad (2.18)$$

dengan

M : banyaknya parameter yang diestimasi

n : banyaknya residual

$\hat{\sigma}_a^2$: estimasi σ_a^2

B. *Schwartz Bayesian Criterion* (SBC)

$$SBC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + M \ln n \quad (2.19)$$

dengan

M : banyaknya parameter yang diestimasi

n : banyaknya residual

$\hat{\sigma}_a^2$: estimasi σ_a^2

2.9 Return dalam Investasi Saham

Dalam berinvestasi, *return* merupakan imbalan yang akan diperoleh investor setelah menanamkan modalnya di pasar saham. *Return* portofolio saham diperoleh dari setiap alternatif investasi dan dapat berasal dari *yield* dan *capital gain* atau *capital loss*. *Yield* adalah *return* berupa *cash flow* yang diterima secara periodik dan biasanya disebut dividen yang besarnya bisa positif, nol atau negatif. *Capital gain* atau *capital loss* adalah *return* yang berasal dari perubahan harga aset-aset yang dipegangnya. Jika perubahan harga tersebut positif maka disebut *capital gain*, sedangkan jika perubahannya negatif disebut *capital loss* [9].

Dalam konteks manajemen investasi, *return* dapat berupa *return* yang telah terjadi (*actual return*) dan *return* yang diharapkan (*expected return*). *Actual return* dihitung berdasarkan data historis, sedangkan *expected return* adalah *return* yang diharapkan diperoleh investor di masa mendatang [5].

Berikut ini diberikan rumus untuk mendapatkan *return* saham yang dihitung berdasarkan data histori [14].

$$R_t = \frac{S_t - S_{t-1}}{S_{t-1}} \quad (2.20)$$

dengan

R_t : *return* saham pada waktu t ,

S_t : harga saham pada waktu t ,

S_{t-1} : harga saham pada waktu $t - 1$.

2.10 Model Matematika dalam Portofolio Saham

Setiap investasi, termasuk investasi saham, pasti mengandung risiko. Semakin besar risiko yang harus ditanggung oleh investor, semakin besar pula *return* yang akan didapatkan. Ketika seorang investor akan memilih portofolio saham untuk berinvestasi, hal yang harus diperhatikan adalah mekanisme atau strategi dalam manajemen portofolio tersebut.

Pada bagian ini dijelaskan model matematika yang terdapat dalam manajemen portofolio saham. Mula-mula seorang investor memiliki sejumlah modal yang dapat digunakan untuk berinvestasi pada i aset, dengan $i = 1, 2, \dots, n$, dalam hal ini modal yang dimaksud adalah uang yang dimiliki investor untuk diinvestasikan pada i saham. Selain itu kekayaan investor juga bersumber dari aset yang terdapat di bank yang menghasilkan *yield*, atau yang disebut sebagai aset bebas risiko dan dinyatakan sebagai aset ke- $n + 1$. Setelah itu, ketika investor memutuskan untuk meminjam sejumlah dana untuk berinvestasi kepada pihak lain, maka aset tersebut dinyatakan sebagai aset ke- $n + 2$ atau disebut dengan pinjaman modal. Model dari manajemen portofolio untuk n aset dapat dinyatakan sebagai berikut [11]:

$$x_i(k+1) = [1 + R_i(k)][x_i(k) + p_i(k) - q_i(k)], \quad (2.21)$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

dengan

$R_i(k)$: *return* dari aset ke- i ,

$p_i(k)$: jumlah transfer dari aset bebas risiko ke aset berisiko ke- i , $p_i(k) \geq 0$,

$q_i(k)$: jumlah transfer dari aset berisiko ke- i ke aset bebas risiko, $q_i(k) \geq 0$,

$x_i(k)$: jumlah modal yang diinvestasikan oleh investor pada aset berisiko ke- i .

Dalam setiap transaksi dikenakan biaya yang harus dibayarkan dan didefinisikan sebagai α dan β , di mana α menyatakan biaya transaksi dalam pembelian saham dan β menyatakan biaya transaksi dalam penjualan saham. Persamaan di bawah ini menunjukkan perubahan dari aset bebas risiko [11].

$$x_{n+1}(k+1) = [1 + r_1(k)] \left[x_{n+1}(k) + \vartheta(k) - (1 + \alpha) \sum_{i=1}^n p_i(k) + (1 - \beta) \sum_{i=1}^n q_i(k) \right] \quad (2.22)$$

dengan

- r_1 : tingkat suku bunga bank
 $\vartheta(k)$: jumlah transfer antara rekening aset bebas risiko dan rekening pinjaman modal.

Jika $\vartheta(k) > 0$, maka hal ini menunjukkan bahwa investor meminjam modal, dan sebaliknya jika $\vartheta(k) < 0$, maka menunjukkan bahwa investor membayar kredit pinjaman modal tersebut. Perubahan dari pinjaman modal investor dapat ditulis sebagai berikut.

$$x_{n+2}(k+1) = [1 + r_2(k)][x_{n+2}(k) + \vartheta(k)] \quad (2.23)$$

dengan $r_2(k)$ menunjukkan bunga dari pinjaman modal. Dalam permasalahan ini, $x_i(k+1) \geq 0$, $x_{n+1}(k+1) \geq 0$, dan $x_{n+2}(k+1) \geq 0$.

Berdasarkan penjelasan di atas, jumlah seluruh modal dari investor dalam portofolio merupakan penjumlahan dari kekayaan atau modal investor pada aset berisiko serta aset bebas risiko dan

dikurangi dengan jumlah pinjaman modal investor. Hal ini dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{n+1} x_i(k) - x_{n+2}(k) \quad (2.24)$$

2.11 Model Predictive Control (MPC)

Model Predictive Control atau MPC adalah suatu metode proses kontrol lanjutan yang banyak diterapkan pada proses industri. Dari sekian banyak algoritma *multivariabel control*, MPC adalah salah satunya.

Langkah kerja dari MPC yaitu awalnya, sistem telah memiliki model dari sistem. Data *input* dan *output* sebelumnya masuk melalui port input MPC. Dari *input* dan *output* ini dilakukan estimasi berdasarkan model sistem yang telah didefinisikan sebelumnya. Estimasi ini menghasilkan *output* yang disebut *predicted output* yang kemudian nilainya dibandingkan dengan *reference trajectory* atau target nilai *output*.

Dari hasil perbandingan ini, akan menghasilkan nilai galat yang disebut *future error*. *Future error* ini kemudian masuk ke dalam blok *optimizer*. Di sini, *optimizer* berfungsi untuk bekerja di dalam rentang *constraint* yang telah diberikan dengan tujuan untuk meminimalkan *cost function*. *Cost function* merupakan suatu fungsi kriteria yang dibentuk dari fungsi kuadratik *error* antara nilai *predicted output* dengan *reference trajectory*.

MPC kemudian mengambil keputusan untuk meminimalkan *future error* tersebut dengan keputusan yang masih berada dalam *constraint* yang telah ditetapkan. Hasil dari blok ini disebut *future input* yang dikembalikan bersama-sama dengan data *input* dan *output* sebelumnya untuk diestimasi kembali. Perhitungan ini berlangsung seterusnya dan berulang-ulang. Karena adanya koreksi *input* berdasarkan *output*

terprediksi inilah yang membuat MPC mampu bekerja menghasilkan respon yang semakin *mendekati reference trajectory*. Keluaran proses dan pengendali terprediksi pada MPC menggunakan konsep *prediction horizon*, yaitu seberapa jauh prediksi ke depan yang diharapkan.

Dalam *Model Predictive Control* (MPC) linier, diberikan persamaan ruang keadaan diskrit yang digunakan adalah sebagai berikut [9]:

$$\tilde{\mathbf{x}}(k+1|k) = \mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}(k|k) + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{u}}(k|k) \quad (2.25)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}(k|k) = \mathbf{C}\tilde{\mathbf{x}}(k|k) \quad (2.26)$$

dengan

$\tilde{\mathbf{x}}(k|k)$: vektor ruang keadaan berdimensi n

$\tilde{\mathbf{y}}(k|k)$: vektor keluaran berdimensi n

$\tilde{\mathbf{u}}(k|k)$: vektor masukan berdimensi n

\mathbf{A} : matriks keadaan berdimensi $n \times n$

\mathbf{B} : matriks masukan berdimensi $n \times m$

\mathbf{C} : matriks keluaran berdimensi $n \times n$

$\mathbf{a}(m|n)$ menyatakan nilai \mathbf{a} saat m yang diprediksi ketika dalam tahap n .

Dalam penyederhanaan tulisan, $\tilde{\mathbf{x}}(k|k)$ dapat ditulis dalam bentuk $\tilde{\mathbf{x}}(k)$. Pada perhitungan prediksi keluaran dengan MPC, sinyal masukan yang digunakan adalah $\tilde{\mathbf{u}}(k)$. Oleh karena itu persamaan ruang keadaan (2.25) harus diubah bentuknya supaya terdapat untuk $\tilde{\mathbf{u}}(k)$ di dalamnya. Hal pertama yang dilakukan adalah mencari prediksi dari persamaan ruang keadaan (2.25) dengan melakukan iterasi terhadap persamaan tersebut sebagai berikut:

$$\tilde{\mathbf{x}}(k+1|k) = \mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}(k|k) + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{u}}(k|k)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}(k+2|k) = \mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{u}}(k+1|k)$$

$$= \mathbf{A}^2\tilde{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{A}\mathbf{B}\tilde{\mathbf{u}}(k|k) + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{u}}(k+1|k)$$

⋮

$$\tilde{\mathbf{x}}(k+N|k) = \mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}(k+N-1|k) + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{u}}(k+N-1|k)$$

$$= \mathbf{A}^N\tilde{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{A}^{N-1}\mathbf{B}\tilde{\mathbf{u}}(k|k) + \mathbf{A}^{N-2}\mathbf{B}\tilde{\mathbf{u}}(k+1|k) + \dots \\ + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{u}}(k+N-1|k)$$

Salah satu contoh permasalahan kendali optimal adalah mendapatkan nilai kontrol pada tiap langkah waktu k dengan meminimumkan fungsi objektif berikut:

$$J = \sum_{j=0}^{N_p-1} S(\tilde{\mathbf{x}}(k+j), \tilde{\mathbf{u}}(k+j)) \quad (2.27)$$

dengan

$$S(\tilde{\mathbf{x}}(k+j), \tilde{\mathbf{u}}(k+j)) = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}(k+j) \\ \tilde{\mathbf{u}}(k+j) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Q & 0 \\ 0 & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}(k+j) \\ \tilde{\mathbf{u}}(k+j) \end{bmatrix}$$

dan kendala:

$$\mathbf{F}_1\tilde{\mathbf{x}}(j+1) \leq \mathbf{f}_1$$

$$\mathbf{F}_2\tilde{\mathbf{u}}(j) \leq \mathbf{f}_2$$

$$\tilde{\mathbf{u}}(j)_{min} \leq \tilde{\mathbf{u}}(j) \leq \tilde{\mathbf{u}}(j)_{max}$$

untuk $j = k, k + 1, \dots, k + N_p - 1$. Dalam hal ini \mathbf{Q} adalah matriks bobot *error* pada ruang keadaan berdimensi $n \times n$, sedangkan \mathbf{R} adalah matriks bobot pada kontrol berdimensi $m \times m$. Kemudian \mathbf{F}_1 adalah matriks berdimensi $l \times n$, \mathbf{F}_2 adalah matriks berdimensi $p \times m$, \mathbf{f}_1 adalah vektor berdimensi $l \times 1$, dan \mathbf{f}_2 adalah vektor berdimensi $p \times 1$. Penyelesaian masalah optimasi akan menghasilkan penyelesaian optimal:

$$\{\tilde{\mathbf{u}}^*(k), \tilde{\mathbf{u}}^*(k + 1), \dots, \tilde{\mathbf{u}}^*(k + N_p - 1)\}$$

Dengan menggunakan prinsip *receding horizon* pada MPC, yakni nilai control optimal yang diberikan pada sistem adalah vektor awal dari penyelesaian optimalnya, maka nilai kontrol yang diberikan pada sistem Persamaan (2.25) adalah:

$$\tilde{\mathbf{u}}(k) = \tilde{\mathbf{u}}^*(k)$$

dengan $\tilde{\mathbf{u}}(k)$ merupakan nilai vektor kontrol pada saat ke- k , sedangkan $\tilde{\mathbf{u}}^*(k)$ adalah nilai kontrol optimal saat ke- k .

Dalam penelitian ini, tujuan dari permasalahan kendali optimal pada optimasi portofolio adalah mendapatkan nilai kontrol untuk meminimumkan selisih antara target total modal yang diinginkan investor dan total modal optimal yang mampu dicapai, dengan upaya pengendalian yang minimum pula. Dalam hal ini, total modal optimal berperan sebagai output dari sistem yang bersesuaian dengan Persamaan (2.26), yaitu $\tilde{\mathbf{y}}(k)$. Dengan mengacu pada Persamaan (2.27), fungsi objektif yang akan diminimumkan pada permasalahan ini diberikan sebagai berikut [9]:

$$J = \sum_{j=0}^{N_p-1} \tilde{\mathbf{e}}^T(k+j) \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{e}}(k+j) + \sum_{j=0}^{N_p-1} \tilde{\mathbf{u}}^T(k+j) \mathbf{R} \tilde{\mathbf{u}}(k+j)$$

dengan $\tilde{\mathbf{e}}^T(k+j) = \tilde{\mathbf{y}}(k+j) - \mathbf{r}(k+j)$, $\mathbf{r}(k+j)$ adalah *reference trajectory* pada langkah ke- $k+j$ yang berupa target total modal yang diinginkan investor.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Tahapan Penelitian

Pada Tugas Akhir ini penulis melakukan penelitian berdasarkan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan studi literatur untuk mendapatkan informasi mengenai saham, metode peramalan menggunakan ARCH/GARCH, model matematika dari manajemen portofolio dalam investasi saham, dan pengendali *Model Predictive Control* (MPC). Tahap studi literatur ini dilakukan melalui buku-buku literatur, jurnal, paper, maupun artikel dari internet.

2. Pengumpulan Data Penelitian

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data sebagai studi kasus yang digunakan pada penelitian ini. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga penutupan saham harian dari PT. X, PT. Y, dan PT. Z pada tanggal 1 Februari 2015 sampai 31 Januari 2019. Data-data tersebut diperoleh melalui *Yahoo Finance*.

3. Pembentukan dan Analisa Model Peramalan

Pada tahap ini dilakukan penentuan model mean dengan metode ARIMA, kemudian model ARIMA tersebut diestimasi menggunakan metode Least-Square dan dipilih model ARIMA terbaik. Selanjutnya model yang dipilih dilakukan uji heterokedastisitas pada model tersebut agar memenuhi asumsi homokedastisitas. Selanjutnya ditentukan model varian menggunakan ARCH/GARCH dan dianalisa dengan melakukan uji signifikan. Kemudian model yang memenuhi uji akan ditetapkan sebagai model peramalan sementara. Setelah itu, dilakukan proses *overfitting* terhadap model-model tersebut dan pemilihan model terbaik.

4. Perhitungan *Return* Saham

Setelah mendapatkan prediksi harga saham, selanjutnya dilakukan perhitungan return saham dari masing-masing perusahaan dalam objek penelitian ini. Nilai Return tersebut digunakan untuk keperluan dalam permasalahan optimasi portofolio saham.

5. Implementasi MPC Dalam Optimasi Portofolio Saham

Pada tahapan ini ditentukan variabel *state*, variabel kontrol, dan kendala-kendala yang akan diselesaikan berdasarkan model manajemen portofolio, serta fungsi objektif yang ingin dicapai dari permasalahan optimasi portofolio. Kemudian setelah semua komponen tersebut ditentukan, selanjutnya diimplementasikan metode MPC untuk menyelesaikan permasalahan kendali optimal pada optimasi portofolio tersebut. Tujuan dari MPC adalah untuk mendapatkan pengontrol terbaik yang mampu meminimumkan suatu fungsi objektif, yaitu total seluruh modal investor di dalam portofolio semakin bertambah mendekati target yang diharapkan investor.

6. Simulasi Penerapan MPC

Pada tahap ini dilakukan simulasi menggunakan *software* MATLAB terhadap penerapan MPC dalam permasalahan kendali optimal pada optimasi portofolio dalam manajemen investasi saham. Dari hasil simulasi tersebut, dapat dilihat kinerja MPC untuk mendapatkan pengendali yang mampu meminimumkan fungsi objektif dan mengatasi semua kendala yang ada pada sistem.

7. Analisa Hasil dan Pembahasan

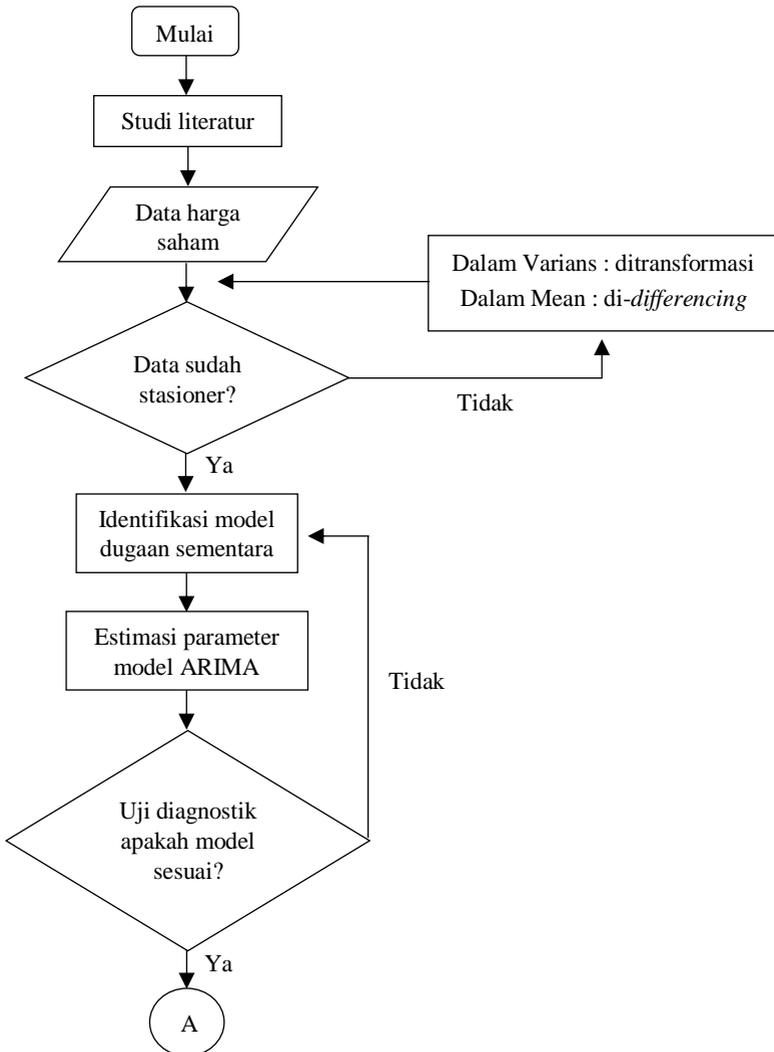
Pada tahap ini dilakukan analisa dan pembahasan terhadap hasil simulasi yang telah didapatkan. Kemudian akan disusun kesimpulan dari hasil yang diperoleh dalam penelitian ini.

8. Penyusunan Laporan Tugas Akhir

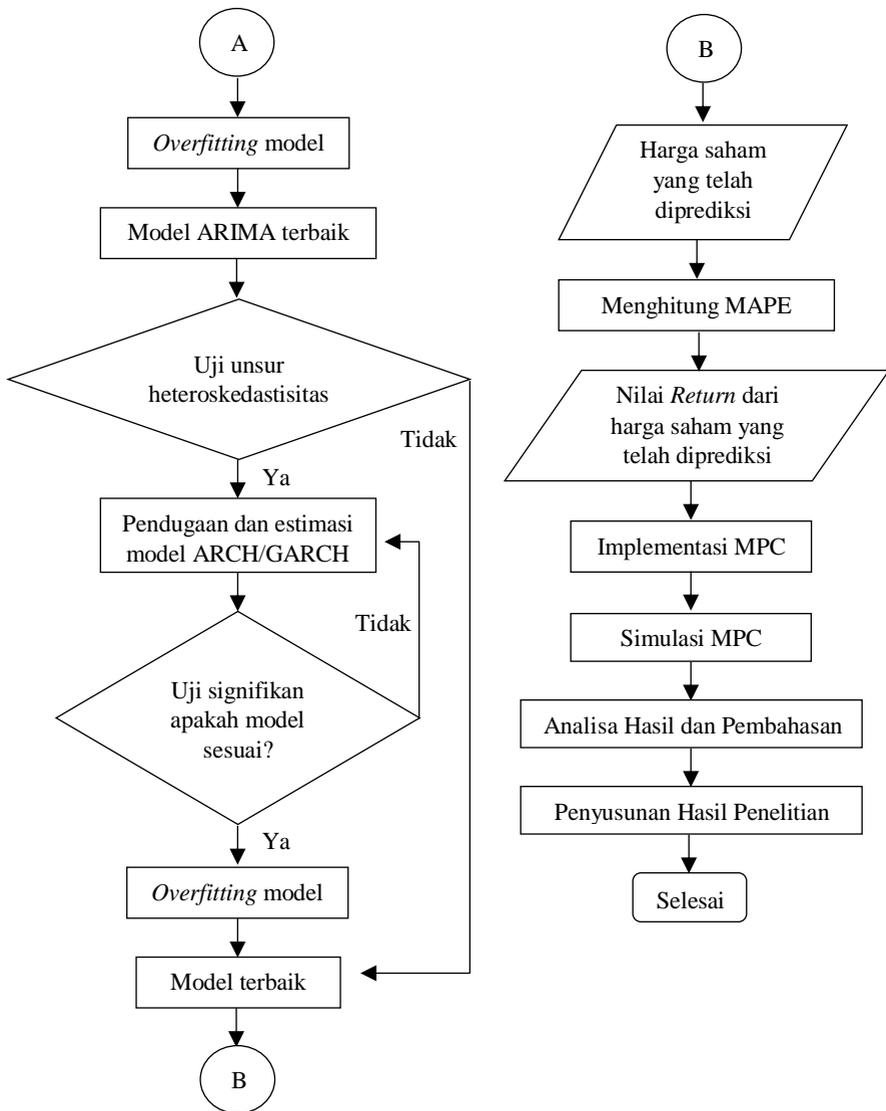
Pada tahap ini dilakukan pembuatan laporan hasil penelitian yang dimulai dari Halaman Judul, Abstrak, Daftar Isi, Bab 1 sampai Bab 5, dan Daftar Pustaka.

3.2 Diagram Alir Penelitian

Tahapan yang dilakukan pada Tugas Akhir ini sesuai dengan diagram alur yang ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Diagram Alir Metode Penelitian



Gambar 3. 2 Lanjutan Diagram Alir Metode Penelitian

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas penyelesaian dari prediksi harga saham yang selanjutnya dilakukan optimasi portofolio saham untuk mendapatkan total modal portofolio yang mendekati target. Portofolio yang dibentuk pada penelitian ini terdiri dari tiga aset saham, satu aset tabungan investor yang berada di bank, dan satu aset dana yang dipinjam oleh investor. Data saham yang digunakan pada penelitian ini adalah data harga penutupan atau *closing price* harian dari PT. X, PT. Y, dan PT. Z.

Langkah pertama yang dilakukan adalah memprediksi masing-masing harga saham dari tiga perusahaan tersebut. Prediksi dilakukan dengan membentuk suatu model ARCH/GARCH. Langkah kedua setelah mendapatkan prediksi harga saham adalah menghitung *return* dari masing-masing saham yang akan digunakan pada saat melakukan optimasi portofolio saham pada langkah selanjutnya. Optimasi portofolio saham dalam penelitian ini dengan menggunakan metode *Model Predictive Control* (MPC). Penyelesaian permasalahan optimasi portofolio tersebut bertujuan untuk mendapatkan total modal portofolio yang mendekati target dengan cara melakukan penyebaran modal secara optimal pada setiap aset dalam portofolio agar investor dapat mengetahui strategi terbaik yang akan digunakan dalam manajemen modal portofolionya untuk mendapatkan keuntungan yang optimal.

4.1 Pembentukan Model Peramalan Harga Saham PT. X

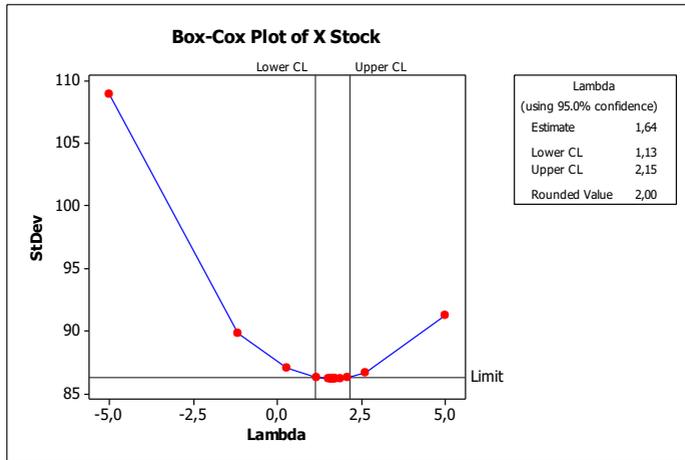
Pada pembentukan model peramalan ini terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan, antara lain analisis data, identifikasi dan pembentukan model peramalan ARIMA sementara, pengujian model peramalan ARIMA, pemilihan model peramalan ARIMA terbaik, uji heteroskedastisitas, identifikasi dan pembentukan model ARCH/GARCH sementara, pengujian model ARCH/GARCH, dan terakhir adalah pemilihan model ARCH/GARCH terbaik.

4.1.1 Analisis Data

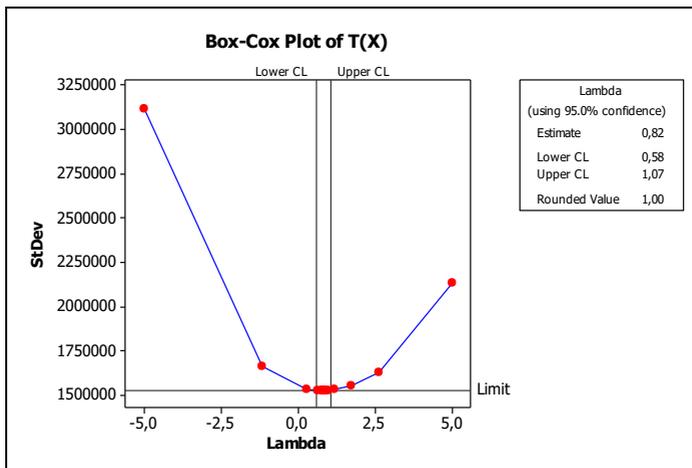
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data *closing price* harian pada tanggal 2 Februari 2015 sampai 30 Januari 2020. Data *closing price* PT. X dapat dilihat pada Lampiran A.

Sebelum melakukan peramalan, hal yang dilakukan terlebih dahulu adalah analisis data yang meliputi uji stasioneritas dalam varian dan *mean* karena syarat dari pembentukan model peramalan yang baik adalah data yang digunakan berada dalam keadaan stasioner. Uji stasioner data dalam varian dapat dilihat melalui Plot Box-Cox data di mana data dikatakan stasioner dalam varian apabila memiliki *rounded value* = 1. Plot Box-Cox dari data harga saham PT. X dapat dilihat pada Gambar 4.1.

Dari Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa Plot Box-Cox dari harga saham PT. X dengan menggunakan nilai kepercayaan 95% memberikan nilai optimal untuk λ sebesar 1,64, yang berada dalam interval selang kepercayaan antara 1,13 dan 2,15, serta memiliki *rounded value* = 2. Karena *rounded value* \neq 1 maka diperlukan transformasi terhadap data tersebut.



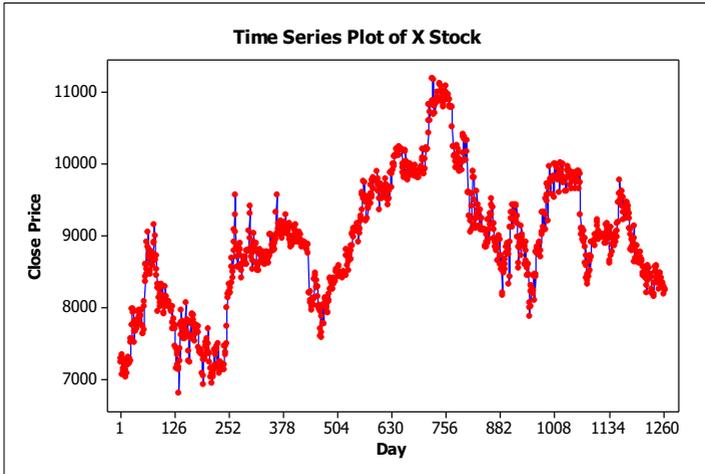
Gambar 4. 1 Plot Box-Cox Saham PT. X



Gambar 4. 2 Plot Box-Cox Saham PT. X Setelah Transformasi

Plot Box-Cox dari harga saham PT. X setelah ditransformasi dapat dilihat pada Gambar 4.2. Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa data tersebut sudah memiliki

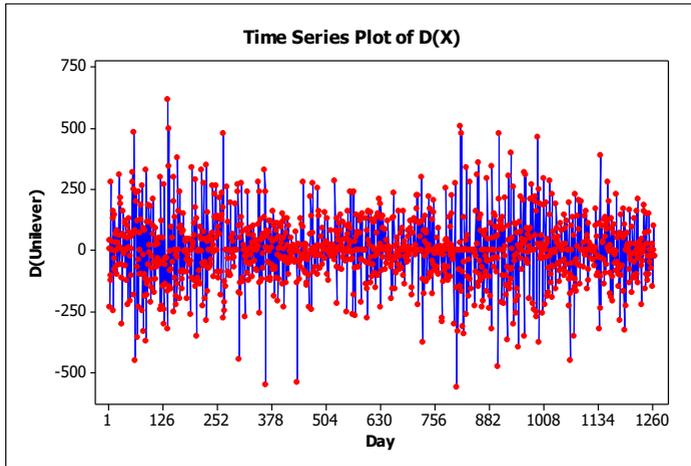
rounded value = 1. Hal tersebut menunjukkan bahwa harga saham PT. X sudah berada dalam keadaan stasioner dalam varian.



Gambar 4. 3 Plot *Time Series* Saham PT. X

Sementara itu, uji stasioneritas dalam *mean* dapat dilakukan dengan melihat plot *time series* dari data harga saham tersebut. Plot *time series* dari harga saham PT. X dapat dilihat pada Gambar 4.3. Dari gambar tersebut terlihat adanya tren naik dan turun yang mengindikasikan bahwa data tersebut belum stasioner dalam *mean*. Indikasi belum stasioner dalam *mean* diperkuat dengan melakukan uji stasioner *unit root* menggunakan kriteria *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) melalui *software* EViews. Hasil uji tersebut dapat dilihat pada Lampiran D.1, di mana nilai probabilitas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) sebesar 0,5. Nilai probabilitas tersebut lebih besar dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Hal tersebut juga dapat dibuktikan melalui uji statistik *t*, nilai $|t_{stat.X}| = 2,732489 < |ADF_{5\%}| = 2,863622$ menyatakan bahwa H_0 gagal ditolak atau data harga

saham PT. X masih belum berada dalam keadaan stasioner sehingga perlu dilakukan *differencing* terhadap data tersebut.

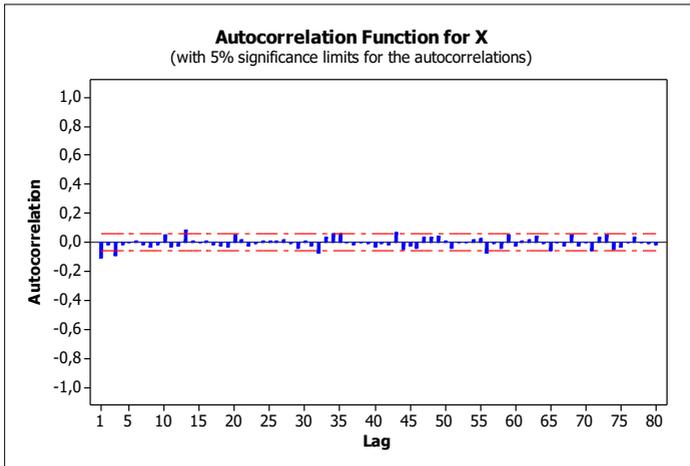


Gambar 4. 4 Plot *Time Series* dari Hasil *Differencing* Harga Saham PT. X

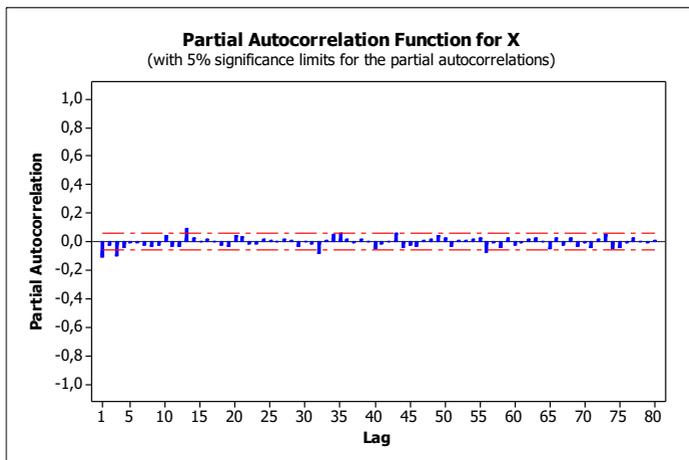
Data harga saham yang telah melalui proses *differencing* diuji kembali kestasionerannya. Gambar 4.4 menunjukkan plot *time series* dari data harga saham PT. X yang telah dilakukan *differencing* sebanyak satu kali. Dari gambar tersebut terlihat bahwa data telah berada dalam keadaan stasioner karena telah berada dalam keseimbangan di sekitar nilai yang konstan. Selain itu sudah tidak terlihat adanya unsur tren naik ataupun turun pada gambar tersebut. Hal tersebut juga diperkuat oleh hasil uji *unit root Augmented Dickey-Fuller*. Dari hasil yang dapat dilihat pada Lampiran D.2 menghasilkan probabilitas $ADF = 0$ atau kurang dari $\alpha = 0,05$. Selain itu, uji statistik t menghasilkan $|t_{stat.D(X)}| = 39,64201 > |ADF_{5\%}| = 2,863622$. Dengan demikian, hipotesis H_0 ditolak atau data harga saham PT. X dengan *differencing* satu kali telah berada dalam keadaan stasioner.

4.1.2 Pembentukan Model Peramalan ARIMA

Pada pembahasan sebelumnya telah diketahui bahwa data harga saham PT. X dengan *differencing* satu kali telah berada dalam keadaan stasioner. Langkah selanjutnya akan dilakukan identifikasi model peramalan untuk mendapatkan dugaan model yang sesuai dengan menganalisis ACF dan PACF pada Gambar 4.5 dan Gambar 4.6.



Gambar 4. 5 Plot ACF Saham PT. X



Gambar 4. 6 Plot PACF Saham PT. X

Pada plot ACF di Gambar 4.5 dapat diamati bahwa terdapat *cut-off* pada lag pertama dengan koefisien autokorelasi sebesar $-0,109987$ dan lag-3 dengan koefisien autokorelasi sebesar $-0,092501$. Begitu pula pada plot PACF di Gambar 4.6 terputus pada lag pertama dengan koefisien autokorelasi parsial sebesar $-0,109987$ dan lag-3 dengan koefisien autokorelasi parsial sebesar $-0,098483$. Berdasarkan hasil tersebut, model-model peramalan sementara untuk harga saham PT. X antara lain: $ARIMA([1],1,0)$, $ARIMA([3],1,0)$, $ARIMA([1],1,[1])$, $ARIMA ([1],1,[3])$, $ARIMA(0,1,[1])$, $ARIMA(0,1,[3])$, $ARIMA([3],1,[1])$, dan $ARIMA([3],1,[3])$.

4.1.3 Uji Asumsi Model Peramalan ARIMA

Dalam subbab ini, dilakukan uji asumsi dari model-model peramalan ARIMA sementara yang diperoleh dari subbab sebelumnya. Uji asumsi model terdiri dari uji signifikan parameter dan uji diagnostik model. Uji yaitu uji residual yang bersifat *white noise*. Sebagai contoh, pada pembahasan ini diberikan proses pengerjaan uji asumsi model yang lebih terperinci untuk model peramalan $ARIMA(0,1,[1])$.

Tabel 4.1. menunjukkan hasil uji estimasi parameter dengan bantuan *software* EViews yang dilakukan sebelum menguji asumsi model atau dapat dilihat pada Lampiran G.

Tabel 4. 1 Estimasi Parameter Model ARIMA(0,1,[1])

Parameter	Nilai Estimasi Parameter	Standar Deviasi Error	Nilai Probabilitas
ϕ_1	-0.119000	0.023336	0.0000

Dilihat dari nilai probabilitas parameter ϕ_1 dari Tabel 4.1 sebesar angka $0.000 < 0.05$ menunjukkan bahwa parameter ϕ_1 dalam model peramalan ARIMA(0,1,[1]) signifikan. Dengan demikian, model peramalan ARIMA(0,1,[1]) dapat digunakan.

Selanjutnya, dilakukan uji asumsi residual yang bersifat *white noise* pada model peramalan ARIMA(0,1,[1]) menggunakan uji Ljung Q statistik dengan bantuan *software* EViews yang dapat dilihat pada Lampiran J. Nilai probabilitas yang diperoleh pada Lampiran J dari setiap pengamatan lebih kecil daripada $\alpha = 0.05$, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual setiap pengamatan tidak bersifat *white noise*.

Setelah melakukan uji asumsi, diperoleh kesimpulan bahwa model peramalan ARIMA(0,1,[1]) memenuhi uji signifikansi parameter namun residual tidak bersifat *white noise*. Dengan demikian model tersebut tidak dapat digunakan untuk meramalkan harga saham PT. X. Dengan cara yang sama dilakukan untuk model peramalan ARIMA([3],1,0), ARIMA([1],1,[1]), ARIMA ([1],1,[3]), ARIMA(0,1,[1]), ARIMA(0,1,[3]), ARIMA([3],1,[1]), dan ARIMA([3],1,[3]) dan hasilnya diberikan pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Uji Asumsi Peramalan ARIMA Saham PT. X

Model Peramalan	Uji Signifikansi Parameter	Residual Bersifat <i>White Noise</i>	Kesimpulan
ARIMA(0,1,[3])	✓	×	Tidak Memenuhi
ARIMA([1],1,0)	✓	×	Tidak Memenuhi
ARIMA([1],1,[1])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([1],1,[3])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([3],1,0)	✓	×	Tidak Memenuhi
ARIMA([3],1,[1])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([3],1,[3])	×		Tidak Memenuhi

Berdasarkan pada Tabel 4.2, model peramalan ARIMA(0,1,[3]), ARIMA([1],1,0), ARIMA([3],1,0), dan ARIMA([3],1,[3]) tidak memenuhi uji asumsi model. Sedangkan untuk model peramalan ARIMA([1],1,[1]), ARIMA([1],1,[3]), dan ARIMA([3],1,[1]) memenuhi uji asumsi model, sehingga model tersebut dapat digunakan sebagai model peramalan harga saham PT. X

4.1.4 Pemilihan Model Peramalan ARIMA Terbaik

Langkah yang dilakukan selanjutnya adalah melakukan *overfitting* model untuk mendapatkan model peramalan terbaik. Model peramalan terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC dan SBC model yang paling kecil. Berdasarkan Lampiran G, nilai AIC dan SBC model peramalan ARIMA([1],1,[1]), ARIMA([1],1,[3]), dan ARIMA([3],1,[1]) dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Overfitting Model Peramalan ARIMA Saham PT. X

Model Peramalan	AIC	SBC
ARIMA([1],1,[1])	12.66146	12.67367
ARIMA([1],1,[3])	12.65976	12.67197
ARIMA([3],1,[1])	12.65884	12.67105

Berdasarkan Tabel 4.3, model permalan ARIMA([3],1,[1]) memiliki nilai AIC dan SBC terkecil. Dengan demikian, model peramalan terbaik yang dapat digunakan untuk harga saham PT. X adalah ARIMA([3],1,[1]).

Selanjutnya untuk menguji ada atau tidaknya unsur heteroskedastisitas dilakukan uji *white* terhadap residual kuadrat pada model menggunakan *software* EViews dan terlampir pada Lampiran M.

Pada Lampiran M uji *white* menghasilkan nilai *p*-value yang ditunjukkan dengan nilai Prob. Chi square(6) pada Obs*R-Squraed yaitu sebesar 0.0000. Oleh karena nilai *p*-value $0.0000 < 0.05$ maka terdapat unsur heteroskedastisitas.

4.1.5 Peramalan ARCH/GARCH

Pada sub-bab sebelumnya telah didapatkan bahwa model ARIMA masih terdapat unsur heteroskedastisitas, maka diperlukan model ARCH atau GARCH. Pembentukan model dilihat dari plot ACF dan PACF dari residual kuadrat dan menghasilkan model ARCH/GARCH yang mungkin digunakan adalah ARIMA([3],1,[1]) GARCH(0,1,[1]), ARIMA([3],1,[1]) GARCH([1],1,0), dan ARIMA([3],1,[1]) GARCH([1],1,[1]).

Langkah selanjutnya adalah uji signifikansi dengan bantuan *software* EViews yang hasilnya terlampir pada Lampiran N. Tabel 4.4 menunjukkan hasil estimasi parameter dugaan model GARCH saham PT. X

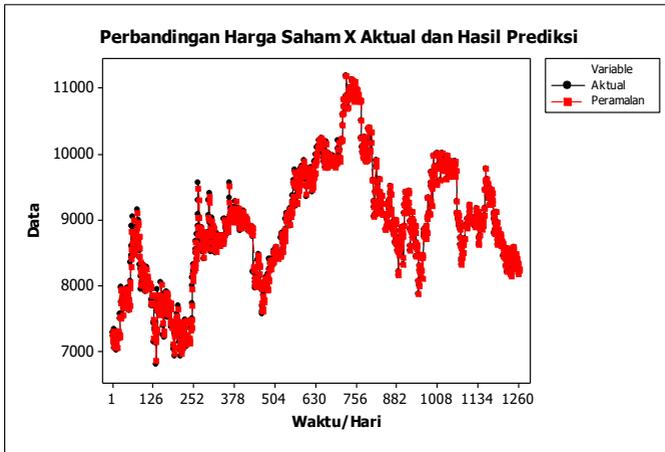
Tabel 4. 4 Hasil Estimasi Parameter PT. X

Model	Uji Signifikansi Parameter	AIC	SBC
GARCH(0,1,[1])	✓	12.63915	12.65954
GARCH([1],1,0)	✓	12.63394	12.65433
GARCH([1],1,[1])	✓	12.60265	12.62719

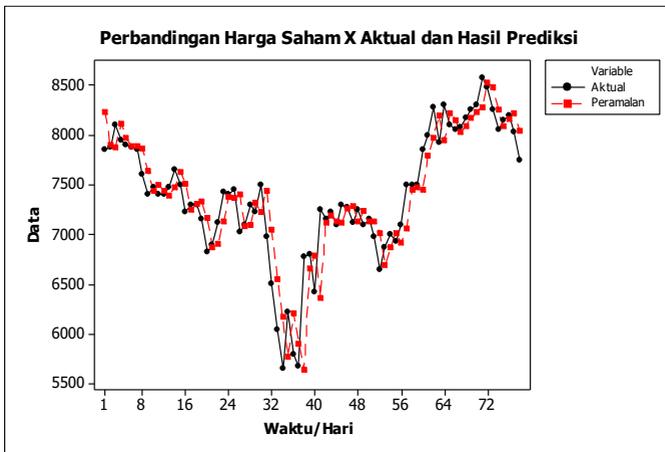
Berdasarkan Tabel 4.4, semua model telah teruji signifikan. Kemudian, dilihat dari nilai AIC dan SBC model ARIMA([3],1,[1]) GARCH([1],1,[1]) memiliki nilai terkecil. Dengan demikian, model peramalan terbaik yang dapat digunakan untuk harga saham PT. X adalah ARIMA([3],1,[1]) GARCH([1],1,[1]).

Hasil peramalan harga saham PT. X pada 3 Februari 2020 sampai dengan 29 Mei 2020 terlampir pada Lampiran Q. Gambar 4.7 menunjukkan perbandingan data hasil ramalan dan data aktual harga saham pada 2 Februari 2015 sampai dengan 30 Januari 2020. Gambar 4.8 menunjukkan perbandingan data hasil ramalan dan data aktual harga saham pada 3 Februari 2020 sampai dengan 29 Mei 2020.

Pada Gambar 4.7 maupun Gambar 4.8 terlihat bahwa pola data hasil ramalan harga saham telah mendekati data aktualnya.



Gambar 4. 7 Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. X 2 Februari 2015 – 31 Januari 2020



Gambar 4. 8 Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. X 3 Februari 2020 – 29 Mei 2020

Untuk mempermudah dalam memahami interpretasi dari perbandingan hasil prediksi dengan harga aktual pada Gambar 4.8

diberikan contoh perbandingan harga saham PT. X yang diambil selama lima hari, yaitu tanggal 3 Februari 2020 sampai dengan 7 Februari 2020 pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Contoh Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi Saham PT. X

Tanggal	Harga Aktual	Hasil Prediksi
03/02/2020	7850	8229.952
04/02/2020	7875	7902.384
05/02/2020	8100	7881.397
06/02/2020	7950	8109.181
07/02/2020	7900	7969.325

Selanjutnya, dihitung nilai MAPE dari harga yang telah diprediksi dengan rumus sebagai berikut

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{\hat{y}_t} \right|$$

dengan

y_t = nilai aktual pada waktu ke- t

\hat{y}_t = nilai prediksi pada waktu ke- t

Hasil perhitungan MAPE pada saham PT. X menghasilkan nilai sebesar 2.85% yang artinya hasil prediksi saham tersebut dikategorikan sangat baik.

4.2 Pembentukan Model Peramalan Harga Saham PT. Y

Pada pembentukan model peramalan ini terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan, antara lain analisis data, identifikasi dan pembentukan model peramalan ARIMA sementara, pengujian model peramalan ARIMA, pemilihan model peramalan ARIMA terbaik, uji heteroskedastisitas, identifikasi dan pembentukan model ARCH/GARCH sementara,

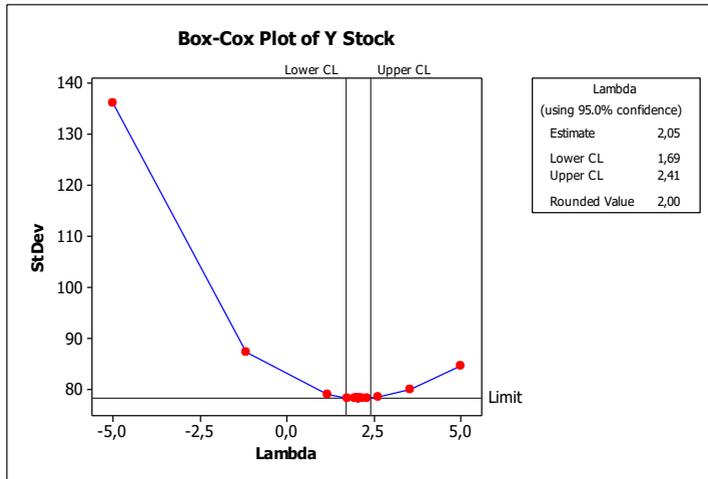
pengujian model ARCH/GARCH, dan terakhir adalah pemilihan model ARCH/GARCH terbaik.

4.2.1 Analisis Data

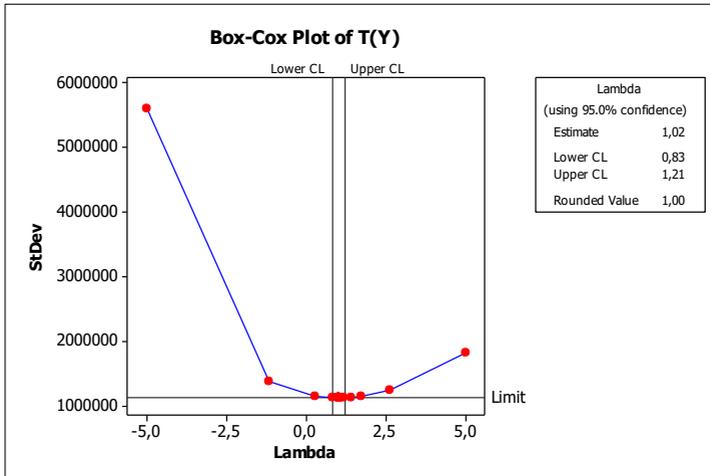
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data *closing price* harian pada tanggal 2 Februari 2015 sampai 30 Januari 2020. Data *closing price* PT. Y dapat dilihat pada Lampiran B.

Sebelum melakukan peramalan, hal yang dilakukan terlebih dahulu adalah analisis data yang meliputi uji stasioneritas dalam varian dan *mean* karena syarat dari pembentukan model peramalan yang baik adalah data yang digunakan berada dalam keadaan stasioner. Uji stasioner data dalam varian dapat dilihat melalui Plot Box-Cox data di mana data dikatakan stasioner dalam varian apabila memiliki *rounded value* = 1. Plot Box-Cox dari data harga saham PT. Y dapat dilihat pada Gambar 4.9.

Dari Gambar 4.9 dapat dilihat bahwa Plot Box-Cox dari harga saham PT. Y dengan menggunakan nilai kepercayaan 95% memberikan nilai optimal untuk λ sebesar 2,05, yang berada dalam interval selang kepercayaan antara 1,69 dan 2,41, serta memiliki *rounded value* = 2. Karena *rounded value* \neq 1 maka diperlukan tranformasi terhadap data tersebut.

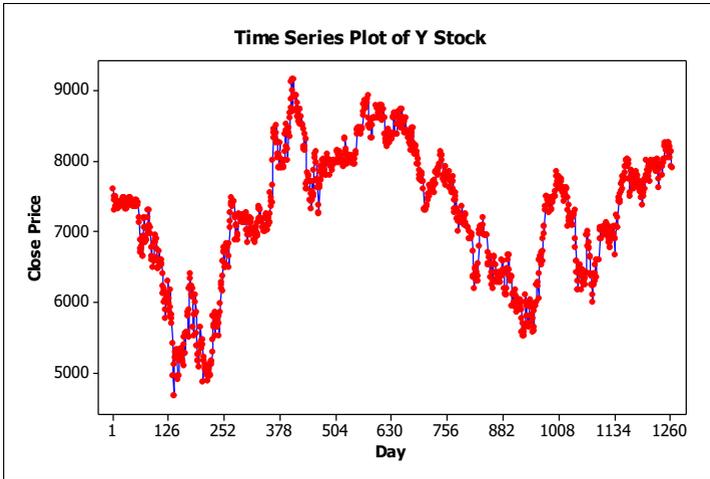


Gambar 4. 9 Plot Box-Cox Saham PT. Y



Gambar 4. 10 Plot Box-Cox Saham PT. Y Setelah Transformasi

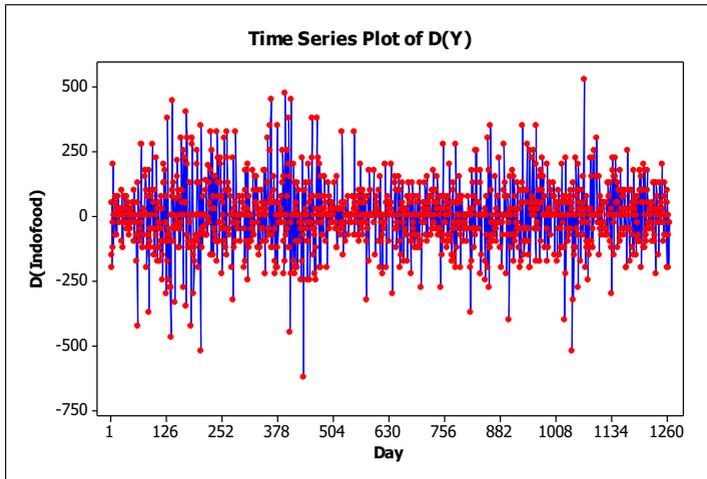
Plot Box-Cox dari harga saham PT. Y setelah ditransformasi dapat dilihat pada Gambar 4.10. Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa data tersebut sudah memiliki *rounded value* = 1. Hal tersebut menunjukkan bahwa harga saham PT. Y sudah berada dalam keadaan stasioner dalam varian.



Gambar 4. 11 Plot *Time Series* Saham PT. Y

Sementara itu, uji stasioneritas dalam *mean* dapat dilakukan dengan melihat plot *time series* dari data harga saham tersebut. Plot *time series* dari harga saham PT. Y dapat dilihat pada Gambar 4.11. Dari gambar tersebut terlihat bahwa adanya tren naik dan turun yang mengindikasikan bahwa data tersebut belum stasioner dalam *mean*. Indikasi belum stasioner dalam *mean* diperkuat dengan melakukan uji stasioner *unit root* menggunakan kriteria *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) melalui *software* EViews. Hasil uji tersebut dapat dilihat pada Lampiran E.1, di mana nilai probabilitas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) sebesar 0,5. Nilai probabilitas tersebut lebih besar dari tingkat

signifikansi $\alpha = 0,05$. Hal tersebut juga dapat dibuktikan melalui uji statistik t , nilai $|t_{stat,Y}| = 2,372529 < |ADF_{5\%}| = 2,863620$ menyatakan bahwa H_0 gagal ditolak atau data harga saham PT. Y masih belum berada dalam keadaan stasioner sehingga perlu dilakukan *differencing* terhadap data tersebut.



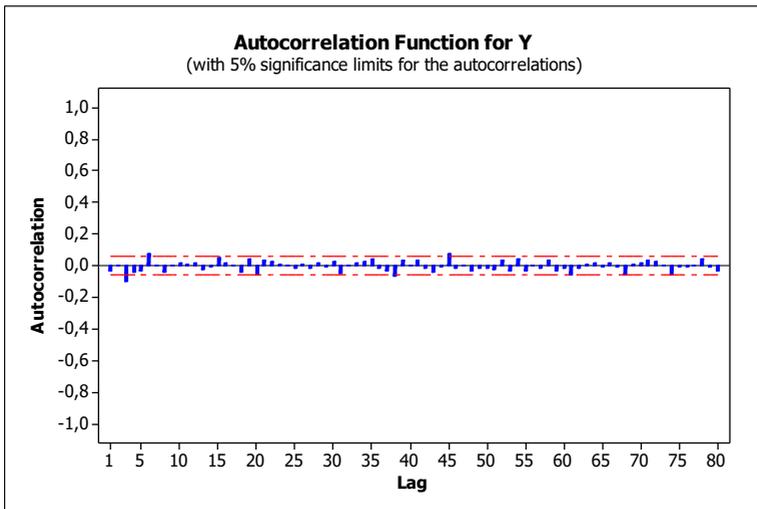
Gambar 4. 12 Plot *Time Series* dari Hasil *Differencing* Harga Saham PT. Y

Data harga saham yang telah melalui proses *differencing* diuji kembali kestasionerannya. Gambar 4.12 menunjukkan plot *time series* dari data harga saham PT. Y yang telah dilakukan *differencing* sebanyak satu kali. Dari gambar tersebut terlihat bahwa data telah berada dalam keadaan stasioner karena telah berada dalam keseimbangan di sekitar nilai yang konstan. Selain itu sudah tidak terlihat adanya unsur tren naik ataupun turun pada gambar tersebut. Hal tersebut juga diperkuat oleh hasil uji *unit root Augmented Dickey-Fuller*. Dari hasil yang dapat dilihat pada Lampiran E.2 menghasilkan probabilitas $ADF = 0$ atau kurang dari $\alpha = 0,05$. Selain itu, uji statistik t menghasilkan $|t_{stat,D(Y)}| =$

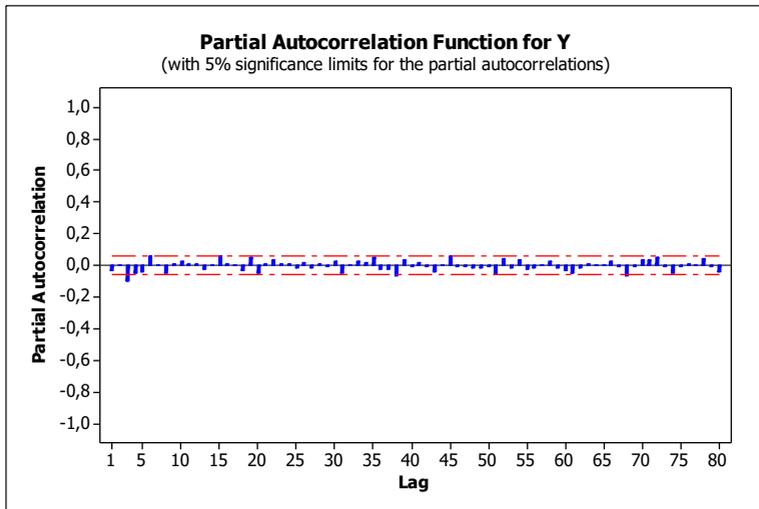
$36,77458 > |ADF_{5\%}| = 2,863622$. Dengan demikian, hipotesis H_0 ditolak atau data harga saham PT. Y dengan *differencing* satu kali telah berada dalam keadaan stasioner.

4.2.2 Pembentukan Model Peramalan ARIMA

Pada pembahasan sebelumnya telah diketahui bahwa data harga saham PT. Y dengan *differencing* satu kali telah berada dalam keadaan stasioner. Langkah selanjutnya akan dilakukan identifikasi model peramalan untuk mendapatkan dugaan model yang sesuai dengan menganalisis ACF dan PACF pada Gambar 4.13 dan Gambar 4.14.



Gambar 4. 13 Plot ACF Saham PT. Y



Gambar 4. 14 Plot PACF Saham PT. Y

Pada plot ACF di Gambar 4.13 dapat diamati bahwa terdapat *cut-off* pada lag ke-3 dengan koefisien autokorelasi sebesar $-0,100118$ dan lag-6 dengan koefisien autokorelasi sebesar $0,071118$. Begitu pula pada plot PACF di Gambar 4.14 terputus pada lag ke-3 dengan koefisien autokorelasi parsial sebesar $-0,100338$. Berdasarkan hasil tersebut, model-model peramalan sementara untuk harga saham PT. Y antara lain: ARIMA([3],1,0), ARIMA([6],1,0), ARIMA([3],1,[3]), ARIMA([3],1,[6]), ARIMA(0,1,[3]), ARIMA(0,1,[6]), ARIMA([6],1,[3]), dan ARIMA([6],1,[6]).

4.2.3 Uji Asumsi Model Peramalan ARIMA

Dalam subbab ini, dilakukan uji asumsi dari model-model peramalan ARIMA sementara yang diperoleh dari subbab sebelumnya. Uji asumsi model terdiri dari uji signifikan parameter dan uji diagnostik model. Uji diagnostik model sendiri yaitu uji residual yang bersifat *white noise*.

Proses pengerjaan dalam melakukan uji asumsi ini sama seperti proses pengerjaan uji asumsi model peramalan PT. Y Tabel 4.6 menunjukkan hasil uji asumsi model peramalan yang dilakukan.

Tabel 4. 6 Uji Asumsi Peramalan ARIMA Saham PT. Y

Model Peramalan	Uji Signifikansi Parameter	Residual Bersifat <i>White Noise</i>	Kesimpulan
ARIMA(0,1,[3])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA(0,1,[6])	✓	×	Tidak Memenuhi
ARIMA([3],1,0)	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([3],1,[3])	×		Tidak Memenuhi
ARIMA([3],1,[6])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([6],1,0)	✓	×	Tidak Memenuhi
ARIMA([6],1,[3])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([6],1,[6])	×		Tidak Memenuhi

Berdasarkan pada Tabel 4.6, model peramalan ARIMA(0,1,[6]), ARIMA([3],1,[3]), ARIMA([6],1,0), dan ARIMA([6],1,[6]) tidak memenuhi uji asumsi model. Sedangkan untuk model peramalan ARIMA(0,1,[3]), ARIMA([3],1,0), ARIMA([3],1,[6]) ,dan ARIMA([6],1,[3]) memenuhi uji asumsi model, sehingga model tersebut dapat digunakan sebagai model peramalan harga saham PT. Y

4.2.4 Pemilihan Model Peramalan Terbaik

Langkah yang dilakukan selanjutnya adalah melakukan *overfitting* model untuk mendapatkan model peramalan terbaik. Model peramalan terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC dan SBC model yang paling kecil. Berdasarkan Lampiran H, nilai AIC dan SBC model peramalan ARIMA(0,1,[3]), ARIMA([3],1,0), ARIMA([3],1,[6]) ,dan ARIMA([6],1,[3]) dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4. 7 Overfitting Model Peramalan ARIMA Saham PT. Y

Model Peramalan	AIC	SBC
ARIMA(0,1,[3])	12.51441	12.52255
ARIMA([3],1,0)	12.51321	12.52135
ARIMA([3],1,[6])	12.51102	12.52323
ARIMA([6],1,[3])	12.51081	12.52301

Berdasarkan Tabel 4.7, model permalan ARIMA([6],1,[3]) memiliki nilai AIC dan SBC terkecil. Dengan demikian, model peramalan terbaik yang dapat digunakan untuk harga saham PT. Y adalah ARIMA([6],1,[3]).

Selanjutnya untuk menguji ada atau tidaknya unsur heteroskedastisitas dilakukan uji *white* terhadap residual kuadrat pada model menggunakan *software* EViews dan terlampir pada Lampiran M.

Pada Lampiran M uji *white* menghasilkan nilai *p*-value yang ditunjukkan dengan nilai Prob. Chi square(6) pada Obs*R-Squraed yaitu sebesar 0.0000. Oleh karena nilai *p*-value $0.0000 < 0.05$ maka terdapat unsur heteroskedastisitas.

4.2.5 Peramalan ARCH/GARCH

Pada sub-bab sebelumnya telah didapatkan bahwa model ARIMA masih terdapat unsur heteroskedastisitas, maka

diperlukan model ARCH atau GARCH. Pembentukan model dilihat dari plot ACF dan PACF dari residual kuadrat dan menghasilkan model ARCH/GARCH yang mungkin digunakan adalah ARIMA([6],1,[3]) GARCH(0,1,[1]), ARIMA([6],1,[3]) GARCH([1],1,0), dan ARIMA([6],1,[3]) GARCH([1],1,[1]).

Langkah selanjutnya adalah uji signifikansi dengan bantuan *software* EViews yang hasilnya terlampir pada Lampiran N. Tabel 4.8 menunjukkan hasil estimasi parameter dugaan model GARCH saham PT. Y

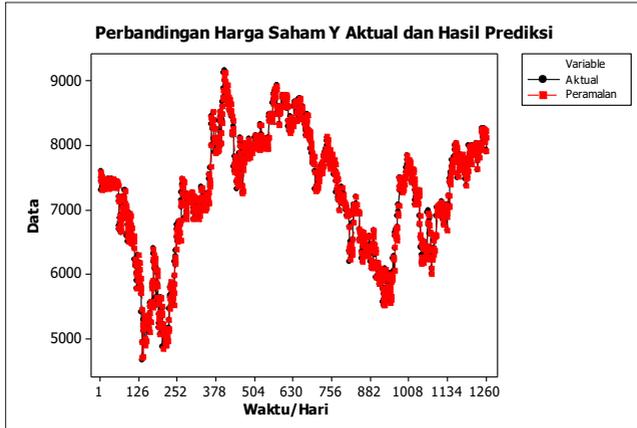
Tabel 4. 8 Hasil Estimasi Parameter PT. Y

Model	Uji Signifikansi Parameter	AIC	SBC
GARCH(0,1,[1])	✓	12.44558	12.46602
GARCH([1],1,0)	✓	12.48605	12.50648
GARCH([1],1,[1])	✓	12.44079	12.46530

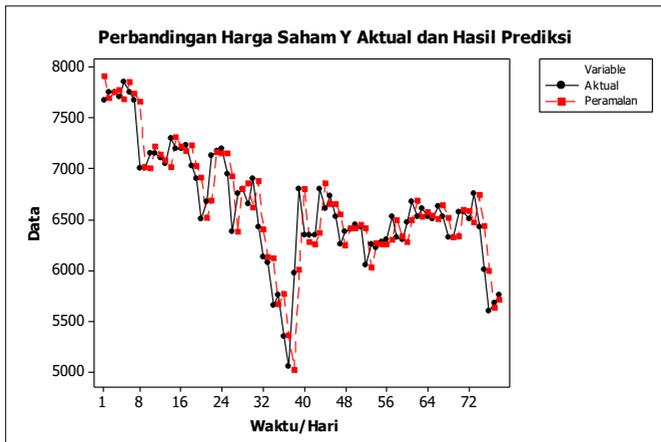
Berdasarkan Tabel 4.8, semua model telah teruji signifikan. Kemudian, dilihat dari nilai AIC dan SBC model ARIMA([6],1,[3]) GARCH([1],1,[1]) memiliki nilai terkecil. Dengan demikian, model peramalan terbaik yang dapat digunakan untuk harga saham PT. Y adalah ARIMA([6],1,[3]) GARCH([1],1,[1]).

Hasil peramalan harga saham PT. Y pada 3 Februari 2020 sampai dengan 29 Mei 2020 terlampir pada Lampiran R. Gambar 4.15 menunjukkan perbandingan data hasil ramalan dan data aktual harga saham pada 2 Februari 2015 sampai dengan 30 Januari 2020. Gambar 4.16 menunjukkan perbandingan data hasil ramalan dan data aktual harga saham pada 3 Februari 2020 sampai dengan 29 Mei 2020.

Pada Gambar 4.15 maupun Gambar 4.16 terlihat bahwa pola data hasil ramalan harga saham telah mendekati data aktualnya.



Gambar 4. 15 Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. Y 2 Februari 2015 – 30 Januari 2020



Gambar 4. 16 Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. Y 3 Februari 2020 – 29 Mei 2020

Untuk mempermudah dalam memahami interpretasi dari perbandingan hasil prediksi dengan harga aktual pada Gambar 4.8 diberikan contoh perbandingan harga saham PT. Y yang diambil selama lima hari, yaitu tanggal 3 Februari 2020 sampai dengan 7 Februari 2020 pada Tabel 4.9.

Tabel 4. 9 Contoh Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi Saham PT. Y

Tanggal	Harga Aktual	Hasil Prediksi
03/02/2020	7675	7906.173
04/02/2020	7750	7696.072
05/02/2020	7750	7746.506
06/02/2020	7700	7770.701
07/02/2020	7850	7681.148

Selanjutnya, dihitung nilai MAPE dari harga yang telah diprediksi dengan rumus sebagai berikut

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{\hat{y}_t} \right|$$

dengan

y_t = nilai aktual pada waktu ke- t

\hat{y}_t = nilai prediksi pada waktu ke- t

Hasil perhitungan MAPE pada saham PT. Y menghasilkan nilai sebesar 2.99% yang artinya hasil prediksi saham tersebut dikategorikan sangat baik.

4.3 Pembentukan Model Peramalan Harga Saham PT. Z

Pada pembentukan model peramalan ini terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan, antara lain analisis data, identifikasi dan pembentukan model peramalan ARIMA

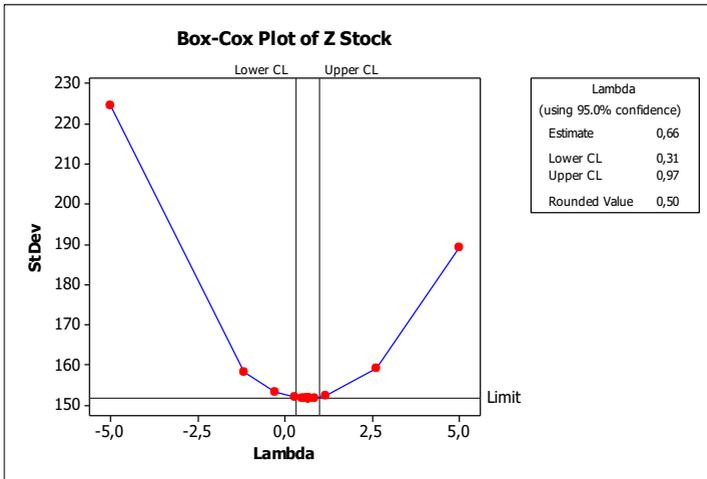
sementara, pengujian model peramalan ARIMA, pemilihan model peramalan ARIMA terbaik, uji heteroskedastisitas, identifikasi dan pembentukan model ARCH/GARCH sementara, pengujian model ARCH/GARCH, dan terakhir adalah pemilihan model ARCH/GARCH terbaik.

4.3.1 Analisis Data

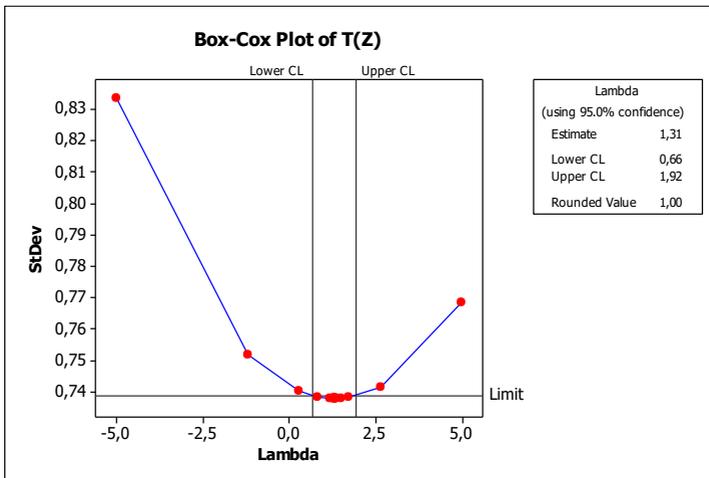
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data *closing price* harian pada tanggal 2 Februari 2015 sampai 30 Januari 2020. Data *closing price* PT. Z dapat dilihat pada Lampiran C.

Sebelum melakukan peramalan, hal yang dilakukan terlebih dahulu adalah analisis data yang meliputi uji stasioneritas dalam varian dan *mean* karena syarat dari pembentukan model peramalan yang baik adalah data yang digunakan berada dalam keadaan stasioner. Uji stasioner data dalam varian dapat dilihat melalui Plot Box-Cox data di mana data dikatakan stasioner dalam varian apabila memiliki *rounded value* = 1. Plot Box-Cox dari data harga saham PT. Z dapat dilihat pada Gambar 4.17.

Dari Gambar 4.17 dapat dilihat bahwa Plot Box-Cox dari harga saham PT. Z dengan menggunakan nilai kepercayaan 95% memberikan nilai optimal untuk λ sebesar 0,66, yang berada dalam interval selang kepercayaan antara 0,31 dan 0,97, serta memiliki *rounded value* = 0,5. Karena *rounded value* \neq 1 maka diperlukan tranformasi terhadap data tersebut.



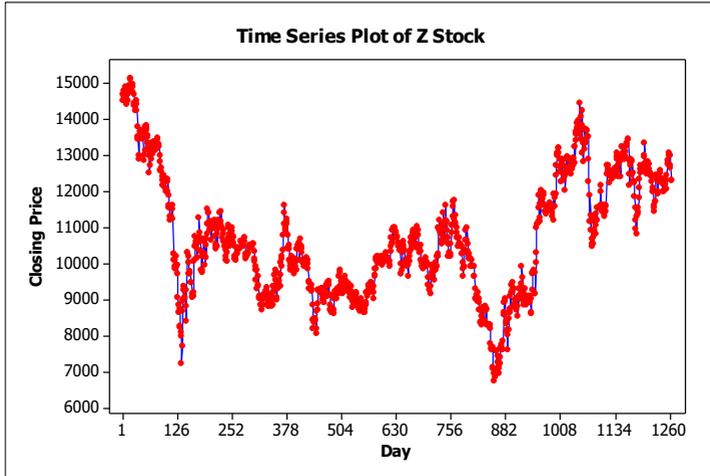
Gambar 4. 17 Plot Box-Cox Saham PT. Z



Gambar 4. 18 Plot Box-Cox Saham PT. Z Setelah Transformasi

Plot Box-Cox dari harga saham PT. Z setelah ditransformasi dapat dilihat pada Gambar 4.18. Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa data tersebut sudah memiliki

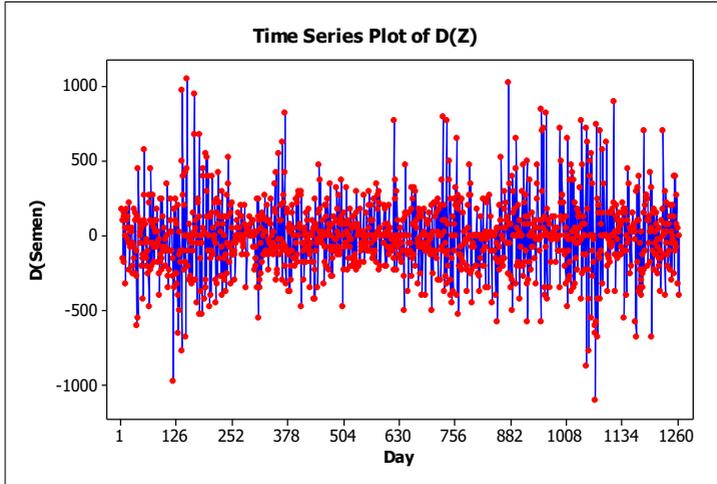
rounded value = 1. Hal tersebut menunjukkan bahwa harga saham PT. X sudah berada dalam keadaan stasioner dalam varian.



Gambar 4. 19 Plot *Time Series* Saham PT. Z

Sementara itu, uji stasioneritas dalam *mean* dapat dilakukan dengan melihat plot *time series* dari data harga saham tersebut. Plot *time series* dari harga saham PT. Z dapat dilihat pada Gambar 4.19. Dari gambar tersebut terlihat bahwa adanya tren naik dan turun yang mengindikasikan bahwa data tersebut belum stasioner dalam *mean*. Namun, dari hasil uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) yang dapat dilihat pada Lampiran F.1, di mana nilai probabilitas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) sebesar 0,5. Nilai probabilitas tersebut lebih kecil dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Hal tersebut juga dapat dibuktikan melalui uji statistik t , nilai $|t_{stat.z}| = 3,010100 > |ADF_{5\%}| = 2,863620$ menyatakan bahwa H_0 ditolak atau data harga saham PT. Z sudah berada dalam keadaan stasioner. Namun, tetap dilakukan

differencing karena masih adanya unsur tren naik dan turun dalam data tersebut.



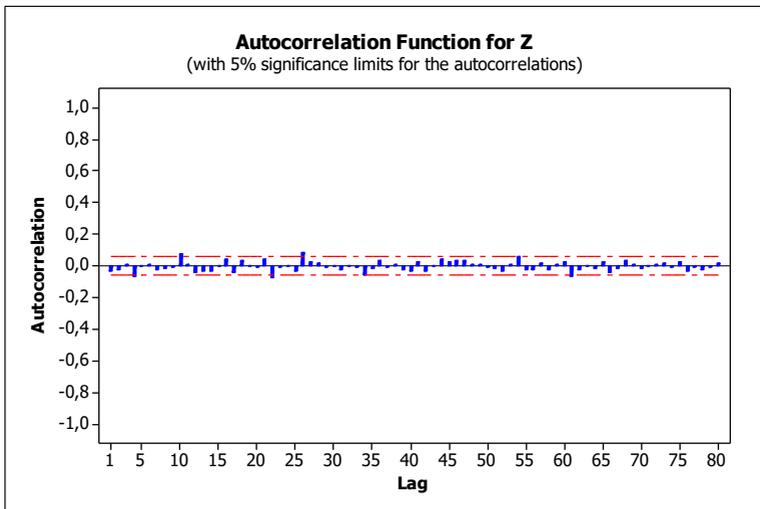
Gambar 4. 20 Plot *Time Series* dari Hasil *Differencing* Harga Saham PT. Z

Data harga saham yang telah melalui proses *differencing* diuji kembali kestasionerannya. Gambar 4.20 menunjukkan plot *time series* dari data harga saham PT. Z yang telah dilakukan *differencing* sebanyak satu kali. Dari gambar tersebut terlihat bahwa data telah berada dalam keadaan stasioner karena telah berada dalam keseimbangan di sekitar nilai yang konstan. Selain itu sudah tidak terliha adanya unsur tren naik ataupun turun pada gambar tersebut. Hal tersebut juga diperkuat oleh hasil uji *unit root Augmented Dickey-Fuller*. Dari hasil yang dapat dilihat pada Lampiran F.2 menghasilkan probabilitas $ADF = 0$ atau kurang dari $\alpha = 0,05$. Selain itu, uji statistik t menghasilkan $|t_{stat.D(Z)}| = 36,76128 > |ADF_{5\%}| = 2,863622$. Dengan demikian, hipotesis H_0

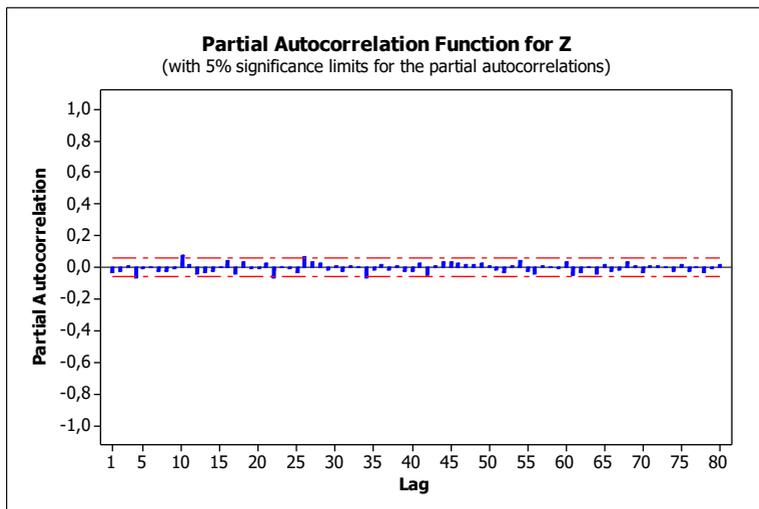
ditolak atau data harga saham PT. Z dengan *differencing* satu kali telah berada dalam keadaan stasioner.

4.3.2 Pembentukan Model Peramalan ARIMA

Pada pembahasan sebelumnya telah diketahui bahwa data harga saham PT. Z dengan *differencing* satu kali telah berada dalam keadaan stasioner. Langkah selanjutnya akan dilakukan identifikasi model peramalan untuk mendapatkan dugaan model yang sesuai dengan menganalisis ACF dan PACF pada Gambar 4.21 dan Gambar 4.22.



Gambar 4. 21 Plot ACF Saham PT. Z



Gambar 4. 22 Plot PACF Saham PT. Z

Pada plot ACF di Gambar 4.21 dapat diamati bahwa terdapat *cut-off* pada lag ke-4 dengan koefisien autokorelasi sebesar $-0,0696133$ dan lag-10 dengan koefisien autokorelasi sebesar $0,0729885$. Begitu pula pada plot PACF di Gambar 4.22 terputus pada lag ke-4 dengan koefisien autokorelasi parsial sebesar $-0,0696061$ dan lag-10 dengan koefisien autokorelasi parsial sebesar $0,0726909$. Berdasarkan hasil tersebut, model-model peramalan sementara untuk harga saham PT. Z antara lain: $ARIMA([4],1,0)$, $ARIMA([10],1,0)$, $ARIMA([4],1,[4])$, $ARIMA([4],1,[10])$, $ARIMA(0,1,[4])$, $ARIMA(0,1,[10])$, $ARIMA([10],1,[4])$, dan $ARIMA([10],1,[10])$.

4.3.3 Uji Asumsi Model Peramalan ARIMA

Dalam subbab ini, dilakukan uji asumsi dari model-model peramalan ARIMA sementara yang diperoleh dari subbab sebelumnya. Uji asumsi model terdiri dari uji signifikan parameter dan uji diagnostik model. Uji diagnostik model sendiri yaitu uji residual yang bersifat *white noise*.

Proses pengerjaan dalam melakukan uji asumsi ini sama seperti proses pengerjaan uji asumsi model peramalan PT. X Tabel 4.10 menunjukkan hasil uji asumsi model peramalan yang dilakukan.

Tabel 4. 10 Uji Asumsi Peramalan ARIMA Saham PT. Z

Model Peramalan	Uji Signifikansi Parameter	Residual Bersifat <i>White Noise</i>	Kesimpulan
ARIMA(0,1,[4])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA(0,1,[10])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([4],1,0)	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([4],1,[4])	×		Tidak Memenuhi
ARIMA([4],1,[10])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([10],1,0)	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([10],1,[4])	✓	✓	Memenuhi
ARIMA([10],1,[10])	×		Tidak Memenuhi

Berdasarkan pada Tabel 4.10, model peramalan ARIMA([4],1,[4]) dan ARIMA([10],1,[10]) tidak memenuhi uji asumsi model. Sedangkan untuk model peramalan ARIMA(0,1,[4]), ARIMA(0,1,[10]), ARIMA([4],1,0), ARIMA([4],1,[10]), ARIMA([10],1,0), dan ARIMA([10],1,[4]) memenuhi uji asumsi model, sehingga model tersebut dapat digunakan sebagai model peramalan harga saham PT. Z

4.3.4 Pemilihan Model Peramalan ARIMA Terbaik

Langkah yang dilakukan selanjutnya adalah melakukan *overfitting* model untuk mendapatkan model peramalan terbaik.

Model peramalan terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC dan SBC model yang paling kecil. Berdasarkan Lampiran G, nilai AIC dan SBC model peramalan ARIMA(0,1,[4]), ARIMA(0,1,[10]), ARIMA([4],1,0), ARIMA([4],1,[10]), ARIMA([10],1,0), dan ARIMA([10],1,[4]) dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4. 11 *Overfitting* Model Peramalan ARIMA Saham PT. Y

Model Peramalan	AIC	SBC
ARIMA(0,1,[4])	13.81575	13.82389
ARIMA(0,1,[10])	13.81536	13.82350
ARIMA([4],1,0)	13.81600	13.82414
ARIMA([4],1,[10])	13.81227	13.82448
ARIMA([10],1,0)	13.81550	13.82364
ARIMA([10],1,[4])	13.81212	13.82433

Berdasarkan Tabel 4.11, model permalan ARIMA([10],1,[4]) memiliki nilai AIC dan SBC terkecil. Dengan demikian, model peramalan terbaik yang dapat digunakan untuk harga saham PT. Z adalah ARIMA([10],1,[4]).

Selanjutnya untuk menguji ada atau tidaknya unsur heteroskedastisitas dilakukan uji *white* terhadap residual kuadrat pada model menggunakan *software* EViews dan terlampir pada Lampiran M.

Pada Lampiran M uji *white* menghasilkan nilai *p*-value yang ditunjukkan dengan nilai Prob. Chi square(6) pada Obs*R-Squraed yaitu sebesar 0.0000. Oleh karena nilai *p*-value $0.0000 < 0.05$ maka terdapat unsur heteroskedastisitas.

4.3.5 Peramalan ARCH/GARCH

Pada sub-bab sebelumnya telah didapatkan bahwa model ARIMA masih terdapat unsur heteroskedastisitas, maka diperlukan model ARCH atau GARCH. Pembentukan model

dilihat dari plot ACF dan PACF dari residual kuadrat dan menghasilkan model ARCH/GARCH yang mungkin digunakan adalah ARIMA([10],1,[4]) GARCH(0,1,[1]), ARIMA([10],1,[4]) GARCH([1],1,0), dan ARIMA([10],1,[4]) GARCH([1],1,[1]).

Langkah selanjutnya adalah uji signifikansi dengan bantuan *software* EViews yang hasilnya terlampir pada Lampiran N. Tabel 4.12 menunjukkan hasil estimasi parameter dugaan model GARCH saham PT. Z

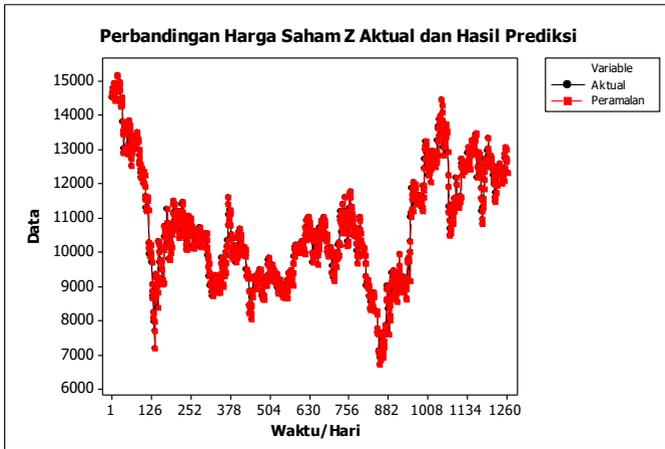
Tabel 4. 12 Hasil Estimasi Parameter PT. Z

Model	Uji Signifikansi Parameter	AIC	SBC
GARCH(0,1,[1])	✓	13.74733	13.76781
GARCH([1],1,0)	✓	13.79079	13.81127
GARCH([1],1,[1])	✓	13.73404	13.75862

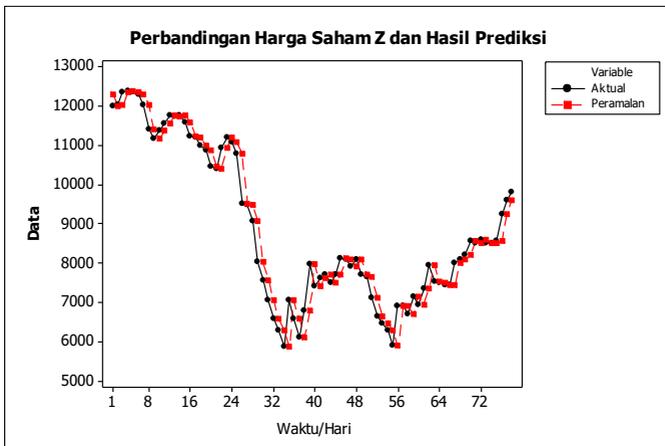
Berdasarkan Tabel 4.12, semua model telah teruji signifikan. Kemudian, dilihat dari nilai AIC dan SBC model ARIMA([10],1,[4]) GARCH([1],1,[1]) memiliki nilai terkecil. Dengan demikian, model peramalan terbaik yang dapat digunakan untuk harga saham PT. Z adalah ARIMA([10],1,[4]) GARCH([1],1,[1]).

Hasil peramalan harga saham PT. Z pada 3 Februari 2020 sampai dengan 29 Mei 2020 terlampir pada Lampiran S. Gambar 4.23 menunjukkan perbandingan data hasil ramalan dan data aktual harga saham pada 2 Februari 2015 sampai dengan 30 Januari 2020. Gambar 4.24 menunjukkan perbandingan data hasil ramalan dan data aktual harga saham pada 3 Februari 2020 sampai dengan 29 Mei 2020.

Pada Gambar 4.23 maupun Gambar 4.24 terlihat bahwa pola data hasil ramalan harga saham telah mendekati data aktualnya.



Gambar 4. 23 Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. Z 2 Februari 2015 – 30 Januari 2020



Gambar 4. 24 Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Ramalan Harga Saham PT. Z 3 Februari 2020 – 29 Mei 2020

Untuk mempermudah dalam memahami interpretasi dari perbandingan hasil prediksi dengan harga aktual pada Gambar 4.8 diberikan contoh perbandingan harga saham PT. Y yang diambil selama lima hari, yaitu tanggal 3 Februari 2020 sampai dengan 7 Februari 2020 pada Tabel 4.13.

Tabel 4. 13 Contoh Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi Saham PT. X

Tanggal	Harga Aktual	Hasil Prediksi
03/02/2020	12000	12300
04/02/2020	12025	12000
05/02/2020	12375	12025
06/02/2020	12400	12375
07/02/2020	12350	12400

Selanjutnya, dihitung nilai MAPE dari harga yang telah diprediksi dengan rumus sebagai berikut

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{\hat{y}_t} \right|$$

dengan

y_t = nilai aktual pada waktu ke- t

\hat{y}_t = nilai prediksi pada waktu ke- t

Hasil perhitungan MAPE pada saham PT. Y menghasilkan nilai sebesar 2.85% yang artinya hasil prediksi saham tersebut dikategorikan sangat baik.

4.4 Perhitungan Nilai *Return* Saham

Pada subbab ini, dihitung nilai *return* dari harga saham PT. X, PT. Y, dan PT. Z yang telah diprediksi pada subbab sebelumnya. Rumus yang digunakan dalam menghitung nilai *return* saham adalah sebagai berikut:

$$R_t = \frac{S_t - S_{t-1}}{S_{t-1}}$$

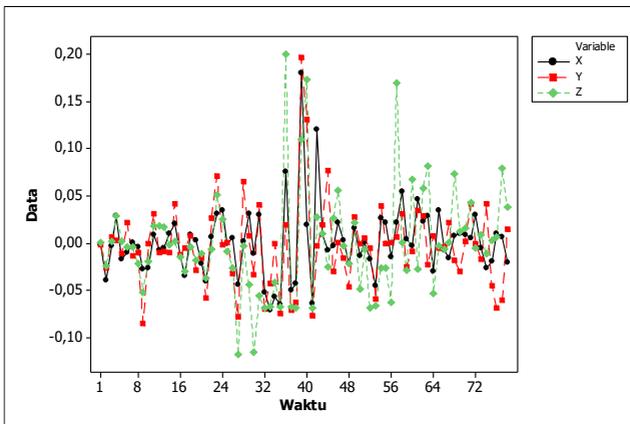
dengan

R_t : *return* saham pada waktu t ,

S_t : harga saham pada waktu t ,

S_{t-1} : harga saham pada waktu $t - 1$.

Grafik hasil nilai *return* berdasarkan harga saham yang telah diprediksi disajikan melalui Gambar 4.25.



Gambar 4. 25 Nilai *Return* Saham Berdasarkan Prediksi ARIMA-GARCH

Untuk mempermudah dalam memahami interpretasi dari hasil nilai *return* pada Gambar 4.25 diberikan contoh nilai *return* saham PT. X, PT. Y, PT. Z yang diambil selama lima hari, yaitu tanggal 3 Februari 2020 sampai dengan 10 Februari 2020 pada Tabel 4.14.

Tabel 4. 14 Contoh Nilai *Return* Saham

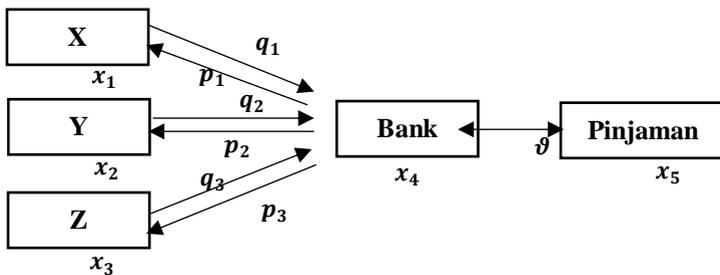
Tanggal	<i>Return</i> X	<i>Return</i> Y	<i>Return</i> Z
03/02/2020	-0.001451	-0.00171	0
04/02/2020	-0.039802	-0.02657	-0.02439
05/02/2020	-0.002656	0.006553	0.002083
06/02/2020	0.0289015	0.003123	0.029106
07/02/2020	-0.017247	-0.01152	0.00202

Berdasarkan Tabel 4.14, nilai *return* dari prediksi harga saham PT. X dan PT. Y pada tanggal 3 Februari 2020 bernilai negatif. Hal tersebut menunjukkan pada hari itu harga saham X dan Y diprediksi mengalami penurunan dibandingkan prediksi pada hari sebelumnya. Sedangkan pada PT. Z diprediksi memiliki nilai *return* 0, artinya harga saham Z pada hari itu diprediksi sama dengan harga saham pada hari sebelumnya. Pada tanggal 4 Februari 2020, seluruh nilai *return* saham bernilai negatif. Hal itu menunjukkan bahwa pada hari itu seluruh harga saham mengalami penurunan dibandingkannya harga saham pada tanggal 3 Februari 2020. Kondisi seperti ini kurang menguntungkan bagi investor untuk berinvestasi pada seluruh saham karena akan mengakibatkan modal investor pada saham tersebut menjadi berkurang. Selanjutnya, pada tanggal 5 Februari 2020, harga saham Y dan Z diprediksi mengalami kenaikan karena nilai *return* yang dihasilkan bertanda positif. Kondisi seperti ini memiliki peluang yang baik bagi investor untuk berinvestasi pada kedua saham tersebut. Sedangkan nilai *return* saham X tetap bernilai negatif, sehingga sebaiknya investor mengurangi atau tidak melakukan kegiatan investasi pada saham X pada hari itu. Kemudian, pada tanggal 6 Februari 2020 ketiga saham diprediksi

mengalami kenaikan karena nilai *return* yang dihasilkan pada semua saham tersebut bernilai negatif. Kondisi seperti ini menjadi kesempatan bagi investor untuk berinvestasi pada ketiga saham tersebut. Pada tanggal 7 Februari, harga saham X dan Y diprediksi mengalami penurunan dari tanggal 6 Februari karena nilai *return* yang dihasilkan bertanda negatif. Sedangkan nilai *return* saham Z bertanda positif. Sebaiknya investor hanya melakukan investasi pada saham Z pada hari itu tersebut.

4.5 Analisis Model Matematika Dalam Portofolio Investasi Saham

Pada subbab 2.10, dijelaskan model matematika dalam manajemen portofolio saham. Manajemen portofolio saham adalah mengatur penyebaran modal investor pada aset-aset dalam portofolionya dengan jumlah yang optimal. Pada penelitian ini, portofolio yang dibentuk terdiri dari tiga aset saham, yaitu saham PT. X, PT. Y, dan PT. Z, satu aset bebas risiko (bank), dan satu aset pinjaman modal. Skema portofolio dalam investasi saham yang menggambarkan proses penyebaran modal pada aset-aset di dalam portofolio.



Gambar 4. 26 Skema Aliran Modal dalam Portofolio

Gambar 4.26 menggambarkan modal investor yang disimpan di dalam aset X, Y, dan Z akan bertambah jika terjadi transfer modal yang berasal dari aset bebas risiko (bank) sebesar p . Dengan kata lain, investor menanamkan modalnya pada aset

saham tersebut atau investor membeli saham. Sebaliknya, modal investor akan berkurang jika terjadi transfer modal dari aset berisiko (saham) ke aset bebas risiko (bank) sebesar q . Dengan kata lain, investor menjual sahamnya dan uang hasil penjualan tersebut masuk ke rekening bank. Jika investor memerlukan tambahan modal untuk membeli saham, maka investor dapat meminjam sejumlah modal pada set pinjaman sebesar ϑ . Selanjutnya, jika modal investor mencukupi, maka investor dapat membayarkan kembali modal yang telah dipinjam.

Dalam subbab ini dilakukan analisa terhadap model matematika yang secara umum telah dijelaskan pada subbab 2.10. Misal x_1 , x_2 , dan x_3 menyatakan jumlah modal yang diinvestasikan investor pada masing-masing saham PT. X, PT. Y, dan PT. Z. Perubahan jumlah modal pada aset tersebut dapat dirumuskan sebagai

$$x_i(k+1) = [1 + R_i(k)][x_i(k) + p_i(k) - q_i(k)],$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

dengan $x_i(k+1) \geq 0$. Karena ruas kiri bernilai tak negatif, maka ruas kanan harus bernilai tak negatif, sehingga

$$[1 + R_i(k)][x_i(k) + p_i(k) - q_i(k)] \geq 0.$$

Nilai *return*,

$$R_i(k) = \frac{S_i(k) - S_i(k-1)}{S_i(k-1)} = \frac{S_i(k)}{S_i(k-1)} - 1$$

sehingga

$$1 + R_i(k) = 1 + \frac{S_i(k)}{S_i(k-1)} - 1 = \frac{S_i(k)}{S_i(k-1)}$$

Karena $S_t > 0$ untuk setiap t , akibatnya $\frac{S_i(k)}{S_i(k-1)} > 0$.

Jadi, $[1 + R_i(k)] > 0$, sehingga haruslah

$$[x_i(k) + p_i(k) - q_i(k)] \geq 0.$$

Jumlah modal yang ditransfer dari aset bebas risiko ke aset berisiko dan sebaliknya harus bernilai tak negatif, sehingga $p_i(k) \geq 0$ dan $q_i(k) \geq 0$. Jika $R_i(k) < 0$, maka hal tersebut menunjukkan bahwa harga saham pada waktu ke- k mengalami

penurunan dibandingkan dengan harga saham pada waktu ke- $(k - 1)$ yang menyebabkan kondisi kurang menguntungkan bagi investor untuk berinvestasi. Sebaliknya, jika $R_i(k) > 0$, maka berarti bahwa harga saham naik dan investor memiliki peluang mendapat keuntungan jika berinvestasi pada saat itu. Kemudian, $R_i(k) = 0$, maka tidak terjadi perubahan terhadap harga saham pada saat itu, atau dengan kata lain, harga saham pada waktu ke- k sama dengan harga saham pada waktu ke- $(k - 1)$.

Selanjutnya, misal x_4 adalah jumlah modal investor pada aset bebas risiko (bank). Perubahan jumlah modal investor pada aset ini dinyatakan sebagai

$$x_4(k+1) = [1 + r_1(k)] \left[x_4(k) + \vartheta(k) - (1 + \alpha) \sum_{i=1}^3 p_i(k) + (1 - \beta) \sum_{i=1}^3 q_i(k) \right],$$

dengan $x_4(k+1) \geq 0$. Karena $r_1(k)$ adalah tingkat suku bunga bank dan bernilai positif, sehingga $[1 + r_1(k)] > 0$. Akibatnya,

$$\left[x_4(k) + \vartheta(k) - (1 + \alpha) \sum_{i=1}^3 p_i(k) + (1 - \beta) \sum_{i=1}^3 q_i(k) \right] \geq 0.$$

Kemudian, misal x_5 adalah jumlah modal investor melalui aset pinjaman. Perubahan jumlah pinjaman modal investor dinyatakan sebagai

$$x_5(k+1) = [1 + r_2(k)][x_5(k) + \vartheta(k)]$$

dengan $x_5(k+1) \geq 0$. Karena $r_2(k)$ adalah tingkat suku bunga dari pinjaman modal dan bernilai tak negatif, sehingga $[1 + r_2(k)] > 0$. Dengan demikian, $x_5(k) + \vartheta(k) \geq 0$.

Jika $\vartheta(k) > 0$, maka artinya investor meminjam sejumlah modal. Sebaliknya, jika $\vartheta(k) < 0$, maka artinya investor mengembalikan sejumlah modal yang telah dipinjam.

Jumlah modal investor dalam portofolio yang dijadikan output dalam sistem merupakan modal bersih yang dimiliki oleh investor, yaitu akumulasi dari kekayaan atau modal investor pada aset-aset saham serta aset bebas risiko dan dikurangi dengan jumlah modal yang dipinjam investor, atau dinyatakan sebagai berikut

$$y(k) = \sum_{i=1}^4 x_i(k) - x_5(k).$$

4.6 Penerapan *Model Predictive Control* (MPC) Dalam Optimasi Portofolio pada Investasi Saham

Pada subbab ini dibahas langkah-langkah yang dilakukan dalam penerapan *Model Predictive Control* (MPC) dalam optimasi portofolio.

4.6.1 Membangun Model Persamaan Ruang Keadaan Diskrit

Langkah pertama yang dilakukan ini dalam membangun model persamaan ruang keadaan diskrit, yaitu menentukan variabel *state*, kontrol, dan *output* sistem dalam permasalahan optimasi portofolio berdasarkan model matematika dari manajemen portofolio yang digunakan.

Pada subbab 4.5, komponen utama dalam portofolio saham terdiri dari lima aset, yaitu tiga aset berisiko (saham), satu aset bebas risiko (bank), dan satu aset dana pinjaman. Jumlah modal yang diinvestasikan pada saham PT. X, PT. Y, dan PT. Z. masing-masing dinyatakan dengan x_1 , x_2 , dan x_3 . Kemudian jumlah modal investor yang ada di bank dan rekening pinjaman masing-masing dinyatakan sebagai x_4 dan x_5 . Dalam hal ini, x_i dengan $i = 1, 2, \dots, 5$ ditentukan sebagai variabel *state* yang dinyatakan dengan $\tilde{\mathbf{x}} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5]^T$.

Dalam manajemen portofolio saham, jumlah modal pada setiap aset sangat bergantung pada besarnya jumlah modal yang ditransfer dari satu aset ke aset yang lain. Untuk manajemen modal yang tersimpan dalam setiap aset portofolio dengan baik, jumlah uang yang ditransfer perlu dikendalikan atau dikontrol secara optimal. Dengan demikian, p_i , q_i , dan ϑ dengan $i = 1, 2, \dots, 5$ dijadikan variabel kontrol yang dinyatakan dengan $\tilde{\mathbf{u}} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ q_1 \ q_2 \ q_3 \ \vartheta]^T$.

Output sistem dalam permasalahan optimasi portofolio didefinisikan sebagai $\tilde{\mathbf{y}}$, yaitu jumlah seluruh modal investor dengan $\tilde{\mathbf{y}} = x_1 + x_2 + x_3 + x_4 - x_5$.

Dengan adanya variabel *state*, variabel kontrol, dan *output* sistem, dibentuk suatu model persamaan ruang keadaan diskrit yang mengacu pada Persamaan 2.25 dan Persamaan 2.26 dengan

$$A = \begin{bmatrix} 1 + R_1(k) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 + R_2(k) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 + R_3(k) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 + r_1(k) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 + r_2(k) \end{bmatrix}$$

$$B =$$

$$\begin{bmatrix} 1 + R_1(k) & 0 & 0 & -(1 + R_1(k)) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 + R_2(k) & 0 & 0 & -(1 + R_2(k)) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 + R_3(k) & 0 & 0 & -(1 + R_3(k)) & 0 \\ (1 + r_1(k))(-1 - \alpha) & (1 + r_1(k))(-1 - \alpha) & (1 + r_1(k))(-1 - \alpha) & (1 + r_1(k))(-1 - \beta) & (1 + r_1(k))(-1 - \beta) & (1 + r_1(k))(-1 - \beta) & 1 + r_1(k) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 + r_2(k) \end{bmatrix}$$

$$C = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1]$$

Dalam kontrol optimal, suatu sistem dikatakan terkontrol apabila untuk setiap keadaan sebarang $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{0}) = \tilde{\mathbf{x}}_0$, terdapat masukan $\tilde{\mathbf{u}}(t)$ yang tidak dibatasi mentransfer keadaan sebarang $\tilde{\mathbf{x}}_0$ ke sebarang keadaan akhir $\tilde{\mathbf{x}}_k$ dengan waktu akhir k hingga. Sedangkan suatu sistem dikatakan teramat apabila setiap keadaan awal $\tilde{\mathbf{x}}_0$ secara

tunggal dapat diamati dari setiap pengukuran keluaran sistem dari waktu awal ke waktu akhir. Dalam hal ini, pengecekan keterkontrolan sistem dilakukan dengan menghitung rank dari matriks kekntrolan, yaitu $M_C = [B \ AB \ A^2B \ A^3B \ A^4B]$ dan rank dari matriks keteramatan $M_O = [C \ CA \ CA^2 \ CA^3 \ CA^4]^T$. Berdasarkan hasil perhitungan setelah memberikan nilai pada parameter yang digunakan, diperoleh rank matriks kekontrolan dan keteramatan adalah 5 yang menunjukkan bahwa sistem terkontrol dan teramati. Hal tersebut menjamin bahwa penerapan MPC pada permasalahan optimasi portofolio dapat dilakukan.

4.6.2 Menentukan Kendala dalam Permasalahan Optimasi Portofolio

Berdasarkan analisis model pada subbab 4.5, diketahui bahwa jumlah modal yang ditransfer dari aset bebas risiko ke aset berisiko dan sebaliknya harus bernilai tak negatif, sehingga $p_i(k) \geq 0$ dan $q_i(k) \geq 0$. Misal jumlah modal yang dibatasi setiap harinya sebesar p_{max_i} dan q_{max_i} , diperoleh batasan berikut

$$\begin{aligned} p_i(k) &\leq p_{max_i} \\ q(k) &\leq q_{max_i}. \end{aligned}$$

Jumlah pinjaman modal yang dinotasikan dengan x_5 juga berlaku hal yang sama. Jumlah pinjaman setiap harinya harus dibatasi, misal memiliki nilai maksimal d_0 . Selain itu, jumlah transfer antara rekening bank dan rekening pinjaman yang dinyatakan dengan ϑ setiap harinya juga dibatasi. Dengan demikian, diperoleh batasan sebagai berikut

$$\begin{aligned} -\vartheta_{max} &\leq \vartheta(k) \leq \vartheta_{max} \\ x_5(k) + \vartheta(k) &\leq d_0. \end{aligned}$$

Sehingga, kendala-kendala dalam permasalahan optimasi portofolio saham adalah sebagai berikut

$$0 \leq p_i(k) \leq p_{max_i}$$

$$\begin{aligned}
0 &\leq q(k) \leq q_{max_i} \\
-\vartheta_{max} &\leq \vartheta(k) \leq \vartheta_{max} \\
x_5(k) + \vartheta(k) &\leq d_0 \\
\left[x_4(k) + \vartheta(k) - (1 + \alpha) \sum_{i=1}^3 p_i(k) + (1 - \beta) \sum_{i=1}^3 q_i(k) \right] &\geq 0 \\
[x_i(k) + p_i(k) - q_i(k)] &\geq 0
\end{aligned}$$

dengan $i = 1, 2, 3$.

Persamaan-persamaan di atas dapat dituliskan kembali dalam bentuk pertidaksamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned}
\mathbf{P}_1 \tilde{\mathbf{u}}(k) &\leq \mathbf{h}_1 \\
\mathbf{b}_1 &\leq \mathbf{S}_1 \tilde{\mathbf{u}}(k) \leq \mathbf{b}_2
\end{aligned}$$

dengan

$$\begin{aligned}
\tilde{\mathbf{u}} &= [p_1(k) \quad p_2(k) \quad p_3(k) \quad q_1(k) \quad q_2(k) \quad q_3(k) \quad \vartheta]^T. \\
\mathbf{P}_1 &= \begin{bmatrix} 1 + \alpha & 1 + \alpha & 1 + \alpha & -(1 - \beta) & -(1 - \beta) & -(1 - \beta) & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\
\mathbf{h}_1 &= [x_4(k) \quad x_5(k) \quad d_0(k) \quad -x_5(k) \quad x_1(k) \quad x_2(k) \quad x_3(k)]^T \\
\mathbf{b}_1 &= [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad -\vartheta_{max}]^T \\
\mathbf{b}_2 &= [p_{max_1} \quad p_{max_2} \quad p_{max_3} \quad q_{max_1} \quad q_{max_2} \quad q_{max_3} \quad \vartheta_{max}]^T
\end{aligned}$$

dan \mathbf{S}_1 adalah matriks identitas berukuran 7×7 .

4.6.3 Menentukan Nilai Kontrol Optimal

Investor tentu berharap untuk mendapat keuntungan yang maksimal dengan usaha yang minimal dalam berinvestasi. Usaha yang dilakukan saat berinvestasi mampu memberikan hasil total modal investor bertambah mendekati target yang diharapkan. Untuk mencapai tujuan tersebut, *error* antara target dan *output* dari pencapaian seluruh modal investor harus diminimumkan.

Fungsi objektif yang akan diminimumkan adalah sebagai berikut [9]

$$J(\tilde{\mathbf{u}}(k), \tilde{\mathbf{e}}(k)) = \sum_{j=0}^{N_p-1} \tilde{\mathbf{e}}^T(k+j) \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{e}}(k+j) + \sum_{j=0}^{N_p-1} \tilde{\mathbf{u}}^T(k+j) \mathbf{R} \tilde{\mathbf{u}}(k+j)$$

dengan $\tilde{\mathbf{e}}^T(k+j) = \tilde{\mathbf{y}}^T(k+j) - \mathbf{r}^T(k+j)$ adalah *error* antara target dan *output* (total seluruh modal investor) saat langkah ke- $k+j$, $\mathbf{r}^T(k+j)$ adalah *reference trajectory* pada langkah ke- $k+j$ yang berupa target total modal yang diinginkan investor. N_p adalah *prediction horizon*, matriks \mathbf{Q} dan \mathbf{R} masing-masing merupakan matriks bobot definit positif yang berkaitan dengan $\tilde{\mathbf{e}}$ dan $\tilde{\mathbf{u}}$.

Metode kendali optimal yang digunakan pada MPC linier memiliki bentuk *quadratic programming*, sehingga fungsi objektif dapat dinyatakan sebagai

$$J(\hat{\mathbf{u}}(k)) = \hat{\mathbf{u}}^T(k) \mathbf{H} \hat{\mathbf{u}}(k) + 2\mathbf{f}^T \hat{\mathbf{u}}(k)$$

dengan

$$\mathbf{H} = (\hat{\mathbf{B}}^T \hat{\mathbf{Q}} \hat{\mathbf{B}} + \hat{\mathbf{R}})$$

$$\mathbf{f} = \hat{\mathbf{B}}^T \hat{\mathbf{Q}} (\hat{\mathbf{A}} \tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{r})$$

$$\hat{\mathbf{u}}(k) = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{u}}(k|k) \\ \tilde{\mathbf{u}}(k+1|k) \\ \tilde{\mathbf{u}}(k+2|k) \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{u}}(k+N_p-1|k) \end{bmatrix}_{7N_p \times 1}$$

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} r(k) \\ r(k) \\ r(k) \\ \vdots \\ r(k) \end{bmatrix}_{N_p \times 1}$$

$$\hat{B} = \begin{bmatrix} CB & \mathbf{0}_{1 \times 7} & \mathbf{0}_{1 \times 7} & \cdots & \mathbf{0}_{1 \times 7} \\ CAB & CB & \mathbf{0}_{1 \times 7} & \cdots & \mathbf{0}_{1 \times 7} \\ CA^2B & CAB & CB & \cdots & \mathbf{0}_{1 \times 7} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \mathbf{0} \\ CA^{N_p-1}B & CA^{N_p-2}B & CA^{N_p-3}B & \cdots & CB \end{bmatrix}_{N_p \times 7N_p}$$

$$\hat{A} = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ CA^3 \\ \vdots \\ CA^{N_p} \end{bmatrix}_{N_p \times 5}$$

$$\hat{Q} = \begin{bmatrix} Q & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & Q & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & Q & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & Q \end{bmatrix}_{N_p \times N_p}$$

$$\hat{R} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & R & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & R & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & R \end{bmatrix}_{7N_p \times 7N_p}$$

$$\mathbf{0}_{1 \times 7} = [0 \ 0 \ \cdots \ 0]_{1 \times 7}$$

Dengan demikian, permasalahan optimasi portofolio saham adalah meminimumkan fungsi objektif dengan kendala

$$\begin{aligned} P\hat{u}(k) &\leq h \\ B_1 &\leq S\hat{u}(k) \leq B_2 \end{aligned}$$

dengan

$$P = \begin{bmatrix} P_1 & \mathbf{0}_{6 \times 7} & \mathbf{0}_{6 \times 7} & \cdots & \mathbf{0}_{6 \times 7} \\ \mathbf{0}_{6 \times 7} & P_1 & \mathbf{0}_{6 \times 7} & \cdots & \mathbf{0}_{6 \times 7} \\ \mathbf{0}_{6 \times 7} & \mathbf{0}_{6 \times 7} & P_1 & \cdots & \mathbf{0}_{6 \times 7} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0}_{6 \times 7} & \mathbf{0}_{6 \times 7} & \mathbf{0}_{6 \times 7} & \cdots & P_1 \end{bmatrix}_{6N_p \times 7N_p}$$

$$S = \begin{bmatrix} S_1 & \mathbf{0}_{7 \times 7} & \mathbf{0}_{7 \times 7} & \cdots & \mathbf{0}_{7 \times 7} \\ \mathbf{0}_{7 \times 7} & S_1 & \mathbf{0}_{7 \times 7} & \cdots & \mathbf{0}_{7 \times 7} \\ \mathbf{0}_{7 \times 7} & \mathbf{0}_{7 \times 7} & S_1 & \cdots & \mathbf{0}_{7 \times 7} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0}_{7 \times 7} & \mathbf{0}_{7 \times 7} & \mathbf{0}_{7 \times 7} & \cdots & S_1 \end{bmatrix}_{7N_p \times 7N_p}$$

$\mathbf{h} = [\mathbf{h}_1 \quad \mathbf{h}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{h}_1]^T$, $\mathbf{B}_1 = [\mathbf{b}_1 \quad \mathbf{b}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{b}_1]^T$, dan $\mathbf{B}_2 = [\mathbf{b}_2 \quad \mathbf{b}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{b}_2]^T$. Solusi optimal dari permasalahan optimasi ini adalah

$$\{\tilde{\mathbf{u}}^*(k), \tilde{\mathbf{u}}^*(k+1), \dots, \tilde{\mathbf{u}}^*(k+N_p-1)\}.$$

Berdasarkan prinsip *receding horizon* pada MPC, nilai kontrol optimal yang diinput pada sistem adalah vektor awal dari solusi optimalnya. Dengan demikian, nilai kontrol yang diberikan pada variabel *state* adalah $\tilde{\mathbf{u}}(k) = \tilde{\mathbf{u}}^*(k)$.

4.6.4 Mendapatkan Portofolio yang Optimal

Langkah selanjutnya adalah memasukkan nilai kontrol optimal yang telah didapatkan menggunakan *quadratic programming* ke dalam sistem persamaan ruang keadaan. Berdasarkan algoritma MPC, jika nilai kontrol optimal dimasukkan ke dalam persamaan *state*, maka diperoleh nilai prediksi *state* pada langkah selanjutnya, yaitu $\tilde{\mathbf{x}}(k+1|k)$. Selanjutnya, nilai output sistem juga diperoleh. Nilai output kemudian dimasukkan ke dalam perhitungan optimasi berikutnya untuk mendapatkan kembali nilai kontrol optimal pada langkah selanjutnya. Proses tersebut berulang sampai pada waktu akhir yang telah ditetapkan.

Solusi kontrol optimal yang diperoleh menggunakan metode MPC merupakan suatu nilai yang selalu membuat fungsi objektif bernilai minimum atau nilai kontrol optimal tersebut selalu berusaha menghasilkan nilai output, yaitu total modal investor semakin meningkat mendekati target yang diharapkan investor, sehingga menghasilkan *error* yang minimum. Pada

kondisi tertentu, total modal investor dapat mengalami penurunan diakibatkan menurunnya nilai *return* saham, tetapi pengendali MPC akan berusaha untuk meningkatkan kembali nilai seluruh modal investor sehingga penurunan yang terjadi tidak terlalu besar.

4.7 Simulasi Penerapan MPC dalam Optimasi Portofolio pada Investasi Saham

Nilai parameter yang digunakan dalam melakukan simulasi permasalahan optimasi portofolio pada Tabel 4.15 mengacu pada [9] dan [12].

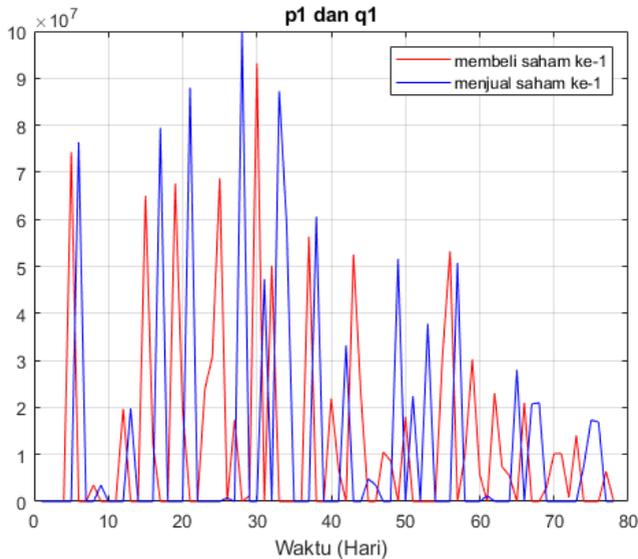
Tabel 4. 15 Nilai Parameter pada Optimasi Portofolio

Parameter	Nilai
r_1	3×10^{-5}
r_2	3.1×10^{-4}
α	2×10^{-3}
β	2×3
$\tilde{\mathbf{x}}(0)$	$[0 \ 0 \ 0 \ 10^8 \ 0]^T$
$\tilde{\mathbf{u}}(0)$	$\mathbf{0}$
$\vartheta(0)$	0
$d_0(k)$	5×10^8
$r(k)$	3×10^8
$p_{i_{max}}$	1×10^8
$q_{i_{max}}$	1×10^8
$\vartheta(k)_{max}$	1×10^8

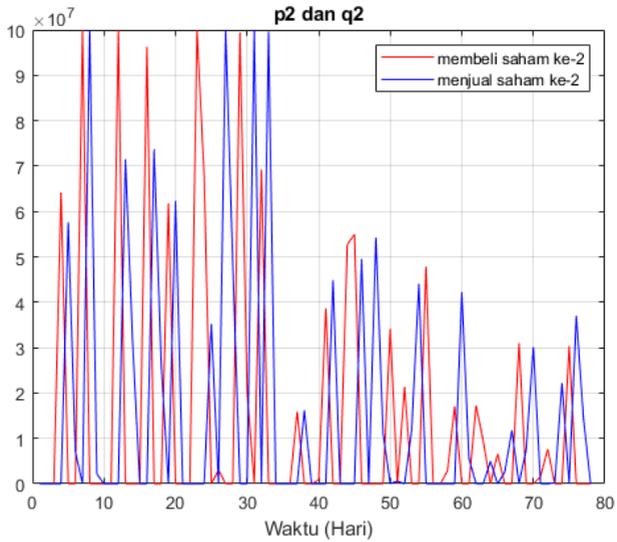
Pada waktu awal investor hanya memiliki modal yang tersimpan di dalam aset bebas risiko (bank) sebesar 100.000.000. Selanjutnya, modal tersebut akan digunakan untuk investasi pada

aset saham PT. X, PT. Y, dan PT. Z. Investor mengharapkan modalnya terus bertambah sampai mendekati target modal yang diinginkan, yaitu sebesar 300.000.000. Jumlah modal yang dimiliki investor pada setiap aset harus diatur dengan baik. Pengambilan keputusan untuk membeli atau menjual saham, meminjam atau mengembalikan pinjaman modal harus dikontrol sedemikian rupa, sehingga investor mampu mendapatkan keuntungan dari investasi yang dilakukannya. Pada simulasi ini, jumlah transfer modal yang diperbolehkan kepada investor untuk membeli atau menjual saham dan meminjam atau membayar pinjaman modal setiap harinya maksimal sebesar 100.000.000.

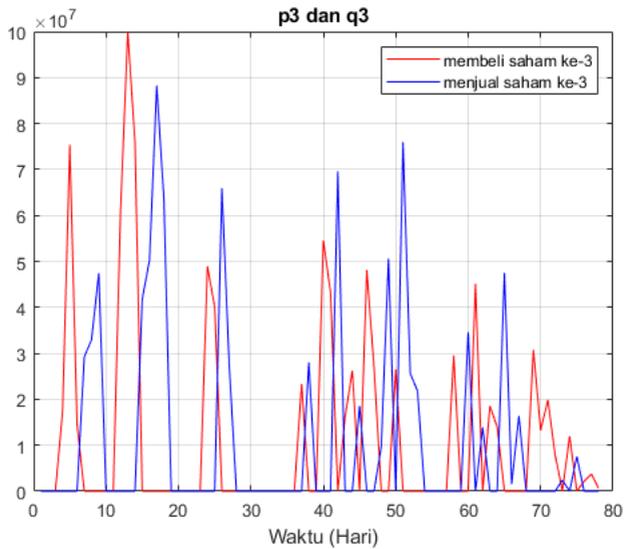
Pada pembahasan ini diberikan grafik hasil simulasi optimasi portofolio berdasarkan hasil prediksi harga saham ARIMA-GARCH. Hasil simulasi dapat dilihat pada Gambar 4.27-4.30.



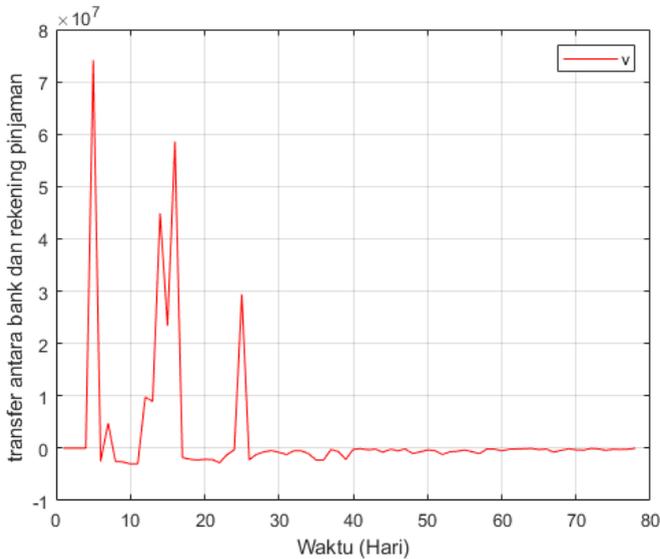
Gambar 4. 27 Nilai p_1 dan q_1 untuk Saham PT. X



Gambar 4. 28 Nilai p_2 dan q_2 untuk Saham PT. Y



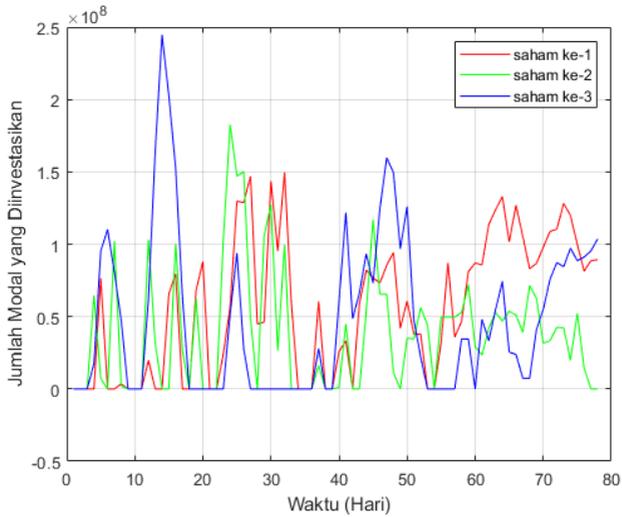
Gambar 4. 29 Nilai p_3 dan q_3 untuk Saham PT. Z



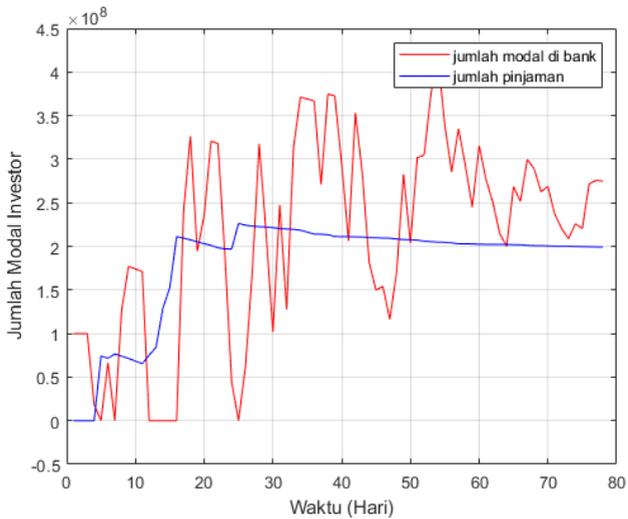
Gambar 4. 30 Nilai Transfer Dana Pinjaman dalam Portofolio

Pada Gambar 4.27 sampai dengan Gambar 4.29, dapat dilihat bahwa nilai seluruh variabel kontrol, yaitu jumlah transfer modal yang digunakan untuk membeli dan menjual saham berada dalam batasan atau *constraint* yang ditentukan. Nilai variabel $p_1(k)$, $p_2(k)$, $p_3(k)$, $q_1(k)$, $q_2(k)$, dan $q_3(k)$ berada di antara nilai 0 dan 100.000.000. Gambar 4.30 menunjukkan pergerakan jumlah transfer modal antara rekening di bank dan rekening pinjaman. Nilai variabel $\vartheta(k)$ berada dalam *constraint* yang ditentukan, yaitu antara -1×10^8 dan 1×10^8 . Saat $\vartheta(k)$ bernilai positif, artinya investor meminjam sejumlah modal untuk membeli saham. Sebaliknya, saat $\vartheta(k)$ bernilai negatif, artinya investor membayarkan modal yang telah dipinjam sebelumnya.

Selanjutnya, Gambar 4.31 dan Gambar 4.32 menunjukkan perubahan jumlah modal yang dimiliki investor pada setiap aset di dalam portofolio.



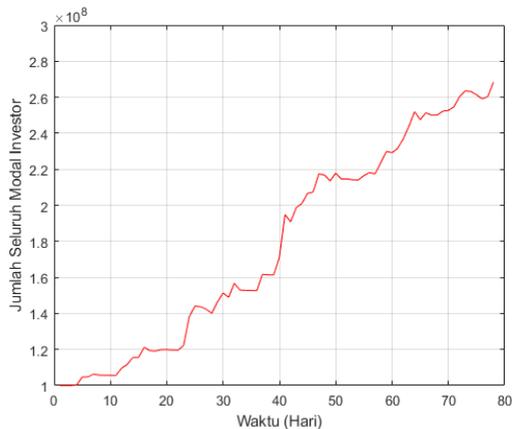
Gambar 4. 31 Perubahan Jumlah Modal Investor pada Aset Saham



Gambar 4. 32 Perubahan Jumlah Modal Investor pada Aset Bebas Risiko dan Jumlah Pinjaman Modal Investor

Pada Gambar 4.31, dapat dilihat jumlah modal yang dimiliki investor pada aset saham berubah secara fluktuatif setiap harinya. Perubahan jumlah modal investor di aset saham dipengaruhi oleh tingkat *return* dari masing-masing saham setiap harinya. Jika tingkat *return* saham bernilai negatif, pengontrol MPC memutuskan untuk mengurangi besarnya modal yang disimpan pada aset tersebut untuk menghindari terjadinya kerugian. Sedangkan jika tingkat *return* saham bernilai positif, maka jumlah modal pada aset saham tersebut bertambah. Pengendali MPC berusaha untuk meminimalkan kerugian yang akan terjadi jika harga saham diprediksi mengalami penurunan. Oleh sebab itu, untuk manajemen jumlah modal di dalam portofolio dengan baik, MPC bertindak sebagai pengambil keputusan mengenai waktu yang tepat untuk membeli dan menjual saham. Selain itu, MPC juga memberikan strategi terbaik mengenai waktu yang tepat untuk meminjam dan membayar kembali pinjaman modal. Jika investor memerlukan tambahan modal untuk membeli saham, pengendali MPC memutuskan untuk meminjam sejumlah dana.

Gambar 4.33 menunjukkan perubahan total modal investor dalam portofolio sampai pada pengamatan hari ke-77 tanggal 29 Mei 2020.



Gambar 4. 33 Perubahan Total Modal Investor dalam Portofolio

Berdasarkan Gambar 4.33, terlihat bahwa perubahan total modal investor pada seluruh aset portofolio semakin meningkat. Total modal investor tersebut merupakan output dari sistem, yaitu jumlah modal investor pada aset saham dan aset bebas risiko dikurangi dengan jumlah pinjaman modal investor. Modal yang dimiliki investor pada kondisi awal adalah sebesar 100.000.000. Kemudian setelah investor memajemen modal tersebut pada portofolio saham, modal investor meningkat mencapai 268.400.000 pada akhir periode, yaitu tanggal 29 Mei 2020. Walaupun modal investor sempat mengalami penurunan pada beberapa waktu yang disebabkan kurang baiknya kondisi beberapa saham pada beberapa waktu tersebut sehingga memiliki tingkat *return* yang negatif dan investor mengalami kerugian. Tapi, kerugian tersebut dapat ditutupi oleh keuntungan pada hari-hari berikutnya, sehingga secara keseluruhan modal investor mengalami peningkatan. Peningkatan modal yang diperoleh investor oleh adanya upaya pengendalian secara optimal terhadap modal yang diinvestasikan pada saham. Pengontrol MPC selalu berusaha untuk mengontrol jumlah uang transfer yang masuk pada aset saham dan aset bebas risiko (bank) dan jumlah modal yang sebaiknya dipinjam dan dikembalikan investor. Tujuan dari pengendalian ini adalah untuk mencapai target total modal yang telah ditetapkan investor sebelumnya, yaitu 300.000.000.

Untuk mempermudah dalam menginterpretasikan hasil grafik pada Gambar 4.27 sampai Gambar 4.32, diberikan nilai numerik dari pengamatan pada 5 hari pertama yaitu tanggal 3 Februari 2020 sampai dengan 7 Februari 2020 yang disajikan pada Tabel 4.16.

Tabel 4. 16 Nilai Numerik Hasil Simulasi pada Tanggal 3 Februari 2020 sampai 7 Februari 2020

Tanggal	Prediksi Harga Saham			Return			x_1	p_1	q_1	x_2
	X	Y	Z	X	Y	Z				
03/02/2020	8229,952	7906.173	12300	-0.0015	-0.0017	0	0	0	0	0
04/02/2020	7902.384	7696.072	12000	-0.0398	-0.0266	-0.0244	0	0	0	0
05/02/2020	7881.397	7746.506	12025	-0.0027	0.0066	0.00208	0	0	0	0
06/02/2020	8109.181	7770.701	12375	0.0289	0.0031	0.02911	0	0	0	64,600,000
07/02/2020	7969.325	7681.148	12400	-0.0172	-0.0115	0.00202	76,400,000	74,250,000	0	7,210,000

p_2	q_2	x_3	p_3	q_3	x_4	x_5	ϕ	Total Modal
0	0	0	0	0	100,000,000	0	0	100,000,000
0	0	0	0	0	100,000,000	0	0	100,000,000
0	0	0	0	0	100,000,000	0	0	100,000,000
64,18,000	0	17,350,000	17,320,000	0	18,350,000	0	0	100,300,000
0	57,600,000	95,640,000	75,410,000	0	0	74,150,000	74,130,000	104,700,000

Berdasarkan Tabel 4.16, diketahui bahwa pada tanggal 3 Februari 2020, *return* saham PT. X dan PT. Y bernilai negatif, sedangkan *return* saham PT. Z bernilai 0. Hal tersebut menunjukkan bahwa X dan Y diprediksi mengalami penurunan harga dari hari sebelumnya, sedangkan Z diprediksi memiliki harga yang sama dengan harga pada hari sebelumnya. Pada hari tersebut pengendali MPC memutuskan untuk tidak melakukan aktivitas jual atau beli saham. Kemudian pada tanggal 4 Februari 2020, ketiga saham memiliki nilai *return* negatif, sehingga pengendali MPC juga memutuskan untuk tidak melakukan jual atau beli pada ketiga saham tersebut. Pada tanggal 5 Februari 2020, X masih memiliki nilai *return* negatif, sedangkan Y dan Z memiliki nilai *return* positif, yang artinya Y dan Z diprediksi mengalami kenaikan harga. Namun, pengendali MPC masih memutuskan untuk tidak melakukan aktivitas jual atau beli saham pada hari tersebut. Selanjutnya, pada tanggal 6 Februari 2020, ketiga saham memiliki nilai *return* positif. Hal tersebut menunjukkan pada hari itu dapat menguntungkan investor jika investor melakukan transaksi. Sehingga, pengendali MPC memutuskan untuk membeli saham pada Y sebesar 64.180.000 dan pada Z sebesar 17.320.000, sedangkan pada Z belum melakukan transaksi. Pada tanggal 7 Februari 2020, X dan Y diprediksi mengalami penurunan harga, sedangkan Z diprediksi mengalami kenaikan harga. Pengendali MPC memutuskan untuk membeli saham pada X sebesar 74.250.000 dan pada Z sebesar 75.410.000, sedangkan pada Y pengendali MPC memutuskan untuk menjual kembali sahamnya sebesar 57.600.000. Sehingga pada tanggal 7 Februari 2020, total modal yang dimiliki oleh investor adalah sebesar 104.700.000.

Selanjutnya, diberikan nilai numerik dari pengamatan pada 4 hari terakhir yaitu tanggal 26 Mei 2020 sampai dengan 29 Mei 2020 yang disajikan pada Tabel 4.17.

Tabel 4. 17 Nilai Numerik Hasil Simulasi pada Tanggal 26 Mei 2020 sampai 29 Mei 2020

Tanggal	Prediksi Harga Saham			Return			x_1	p_1	q_1	x_2
	X	Y	Z	X	Y	Z				
26/05/2020	8088.39	6432.45	8525	-0.0199	-0.0453	0.002	99,890,000	0	17,310,000	52,180,000
27/05/2020	8165.09	5992.55	8575	0.0098	-0.0648	0.005	81,350,000	0	16,890,000	14,460,000
28/05/2020	8216.15	5627.97	9250	0.0062	-0.0608	0.078	88,580,000	6,394,000	0	0
29/05/2020	8040.87	5708.46	9600	-0.0213	0.0143	0.037	89,310,000	179,700	0	0

p_2	q_2	x_3	p_3	q_3	x_4	x_5	ϑ	Total Modal
30.370,000	0	88,610,000	0	7,581,000	220,300,000	199,600,000	-195,700	261,300,000
0	37,030,000	91,070,000	2,189,000	0	271,700,000	199,500,000	-254,500	259,100,000
0	14,460,000	95,390,000	3,765,000	0	275,700,000	199,300,000	-198,100	260,400,000
0	0	103,600,000	650,900	0	274,900,000	199,400,000	-15,400	268,000,000

Berdasarkan Tabel 4.17, pada tanggal 26 Mei 2020 diketahui bahwa nilai *return* PT. X dan PT. Y menunjukkan hasil negatif, sedangkan pada PT. Z menunjukkan hasil yang positif. Pada hari tersebut MPC memutuskan untuk menjual saham X sebesar 17.310.000 dan saham Z sebesar 7,581,000, membeli saham Y sebesar 30.370.000, dan mengembalikan pinjaman sebesar 195.700. Sehingga total modal yang dimiliki oleh investor pada hari itu adalah sebesar 261.300.000. Kemudian pada hari selanjutnya yaitu tanggal 27 Mei 2020, hanya nilai *return* Y yang negatif, untuk X dan Z bernilai positif. MPC memutuskan untuk menjual kembali saham X sebesar 16.890.000, juga menjual saham Y sebesar 37.030.000, membeli saham Z sebesar 2.189.000, dan mengembalaikan pinjaman sebesar 254.500. Total modal investor pada hari tersebut mengalami penurunan menjadi sebesar 259.100.000. Selanjutnya pada tanggal 28 Mei 2020, nilai *return* seperti hari sebelumnya untuk X dan Z bernilai positif, sedangkan Y bernilai negatif. Kemudian MPC memutuskan untuk membeli saham X sebesar 6.394.000 dan saham Z sebesar 3.765.000, menjual Y sebesar 14.460.000, dan mengembalikan pinjaman sebesar 198.100. Sehingga total modal investor kembali mengalami kenaikan menjadi sebesar 260.400.000. Pada hari terakhir yaitu tanggal 29 Mei 2020, hanya X yang memiliki nilai *return* negatif, untuk Y dan Z menghasilkan *return* positif. MPC pada hari itu memutuskan untuk membeli saham X sebesar 179.700 dan saham Z sebesar 650.900, mengembalikan pinjaman sebesar 15.400, namun tidak melakukan aktivitas transaksi pada saham Y. Sehingga total modal investor pada hari terakhir adalah sebesar 268.400.000.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh dari pembahasan pada bab sebelumnya serta saran untuk pengembangan penelitian ini.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah disajikan pada Bab sebelumnya, diperoleh beberapa kesimpulan dalam penelitian ini, sebagai berikut

- a. Penerapan metode ARCH/GARCH dalam memprediksi harga saham PT. X, PT. Y, dan PT. Z memberikan hasil yang cukup baik. Prediksi harga saham didasarkan pada rentang waktu selama 1263 hari.
- b. *Model Predictive Control* (MPC) pada permasalahan optimasi portofolio dalam manajemen investasi saham dapat diterapkan dengan sangat baik. Pengendali MPC dapat memberikan nilai kontrol yang optimal terhadap *state* dalam sistem. Pengontrol MPC berusaha untuk memberikan strategi terbaik dalam memanajemen seluruh modal yang dimiliki oleh investor pada setiap asetnya untuk menghindari kerugian ketika harga saham mengalami penurunan. MPC juga bertindak sebagai pengambil keputusan mengenai waktu dan jumlah yang tepat bagi investor untuk menjual atau membeli saham dan meminjam atau mengembalikan pinjaman modal pada portofolio saham.
- c. Pada hasil simulasi, seluruh variabel kontrol terlihat berada dalam batasan *constraint* yang telah ditetapkan. Penerapan MPC mampu memberikan hasil yang memuaskan dalam mengoptimasi seluruh modal dalam portofolio berdasarkan

prediksi harga saham. Hal tersebut dapat dilihat berdasarkan keputusan-keputusan yang diberikan oleh MPC ketika nilai *return* saham diprediksi mengalami peningkatan, penurunan, atau tetap, sehingga total modal yang diperoleh investor dapat mengalami peningkatan.

5.2 Saran

Pada Tugas Akhir ini, periode waktu dalam optimasi portofolio ditetapkan (*fixed*), sehingga untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan optimasi portofolio dengan beberapa variasi waktu sehingga dapat diketahui waktu yang optimal untuk mencapai target yang telah ditetapkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Nasarudin, M. I. (2014). **Aspek Hukum Pasar Modal Indonesia** (Edisi Pertama). Jakarta: Kencana.
- [2] Idx. **IDX Statistics 2017**.
Diakses melalui www.idx.co.id pada tanggal 31 Januari 2020 pukul 15.00 WIB.
- [3] Idx. **IDX Statistics 2018**.
Diakses melalui www.idx.co.id pada tanggal 31 Januari 2020 pukul 15.00 WIB.
- [4] Idx. **IDX Statistics 2019**.
Diakses melalui www.idx.co.id pada tanggal 31 Januari 2020 pukul 15.00 WIB.
- [5] Halim, A. (2003). **Analisis Investasi**. Jakarta: Salemba Empat.
- [6] Engle, R.F. (1982). **Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation**. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol. 50, No.4, Hal. 987-1007.
- [7] Bollerslev, T. (1986). **Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity**. *Journal of Econometrics*, Vol. 31, No. 3, Hal. 307-327.
- [8] Gunanjar, Bayu. (2006). **Penerapan Model ARCH/GARCH dan Model MSAR (Markov-Switching Autoregression) Pada Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar dan IHSG**. Skripsi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- [9] Syaifudin, W. H. (2015). **Penerapan Model Predictive Control (MPC) Pada Optimisasi Portofolio Saham**. Tesis Program Magister Departemen Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

- [10] Markowitz, H. (1952). **Portfolio Selection**. *Journal of Finance*, Vol. 7, No. 1, Hal. 77-91.
- [11] Dombrovskiy, V.V, Dombrovskiy, D.V, dan Lyashenko, E.A. (2004). **Investment Portfolio Optimization with Transaction Costs and Constraints Using Model Predictive Control**. *KORUS 2004 Proceedings The 8th Russian-Korean International Symposium*, Vol. 3, Hal. 202-205.
- [12] Fitria, I. (2016). **Optimasi Portofolio dalam Manajemen Investasi Saham Berdasarkan pada Prediksi Harga Saham**. Tesis Program Magister Departemen Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [13] Fatari, V. (2017). **Model ARCH/GARCH Untuk Mengetahi Perubahan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan Adanya ASEAN Economic Community (AEC)**. Tugas Akhir Program Sarjana Departemen Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [14] Yuliati, S. H., Prasetyo, H., & Tjiptono, F. (1996). **Manajemen Portofolio dan Analisis Investasi**. Yogyakarta: Andi.
- [15] Wei, W.S. (2006). **Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods**. Amerika; Pearson Education Inc.
- [16] Saefuddin, A., Untari, N., & Mattjik, A. A. (2009). **Analisis Deret Waktu Dengan Ragam Galat Heterogen Dan Asimetrik Studi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Periode 1999-2008**. Forum Statistika dan Komputasi. Departemen Statistika FMIPA IPB.
- [17] Darmadji, M. dan M. Fakhrudin. (2001). **Perangkat dan Model Analisis Investasi di Pasar Modal**. Jakarta: PT. Elex Media Koputindo.

LAMPIRAN

LAMPIRAN A *Close Price PT. X*

Tanggal	Close	Tanggal	Close
02/02/2015	7235	23/08/2017	9985
03/02/2015	7275	24/08/2017	9900
04/02/2015	7280	25/08/2017	9990
05/02/2015	7050	28/08/2017	9960
06/02/2015	7330	29/08/2017	10100
09/02/2015	7225	30/08/2017	10100
10/02/2015	7100	31/08/2017	10110
11/02/2015	7135	01/09/2017	10110
12/02/2015	7135	04/09/2017	10195
13/02/2015	7265	05/09/2017	10200
⋮	⋮	⋮	⋮
09/08/2017	9620	17/01/2020	8400
10/08/2017	9605	20/01/2020	8325
11/08/2017	9500	21/01/2020	8325
14/08/2017	9650	22/01/2020	8300
15/08/2017	9660	23/01/2020	8325
16/08/2017	9870	24/01/2020	8175
17/08/2017	9870	27/01/2020	8275
18/08/2017	9895	28/01/2020	8250
21/08/2017	9665	29/01/2020	8250
22/08/2017	9855	30/01/2020	8225

LAMPIRAN B
Close Price PT. Y

Tanggal	Close	Tanggal	Close
02/02/2015	7600	23/08/2017	8350
03/02/2015	7450	24/08/2017	8400
04/02/2015	7500	25/08/2017	8600
05/02/2015	7300	28/08/2017	8625
06/02/2015	7500	29/08/2017	8675
09/02/2015	7475	30/08/2017	8675
10/02/2015	7350	31/08/2017	8375
11/02/2015	7350	01/09/2017	8375
12/02/2015	7350	04/09/2017	8375
13/02/2015	7400	05/09/2017	8375
⋮	⋮	⋮	⋮
09/08/2017	8400	17/01/2020	8250
10/08/2017	8450	20/01/2020	8250
11/08/2017	8250	21/01/2020	8250
14/08/2017	8250	22/01/2020	8050
15/08/2017	8325	23/01/2020	8150
16/08/2017	8375	24/01/2020	8200
17/08/2017	8375	27/01/2020	8125
18/08/2017	8400	28/01/2020	8125
21/08/2017	8300	29/01/2020	7925
22/08/2017	8325	30/01/2020	7900

LAMPIRAN C
Close Price PT. Z

Tanggal	Close	Tanggal	Close
02/02/2015	14500	23/08/2017	10700
03/02/2015	14675	24/08/2017	10750
04/02/2015	14775	25/08/2017	10575
05/02/2015	14625	28/08/2017	10525
06/02/2015	14775	29/08/2017	10475
09/02/2015	14900	30/08/2017	10375
10/02/2015	14725	31/08/2017	10475
11/02/2015	14725	01/09/2017	10475
12/02/2015	14400	04/09/2017	9975
13/02/2015	14450	05/09/2017	9700
⋮	⋮	⋮	⋮
09/08/2017	10900	17/01/2020	12850
10/08/2017	10900	20/01/2020	12750
11/08/2017	10675	21/01/2020	12700
14/08/2017	10975	22/01/2020	12975
15/08/2017	10900	23/01/2020	13050
16/08/2017	11000	24/01/2020	12975
17/08/2017	11000	27/01/2020	12650
18/08/2017	10875	28/01/2020	12700
21/08/2017	10850	29/01/2020	12300
22/08/2017	10850	30/01/2020	12300

LAMPIRAN D
Uji Stasioner *Unit Root Augmented Dickey-Fuller*
PT. X

1. Uji Stasioner Data

Null Hypothesis: UNVR has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=22)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.732489	0.0688
Test critical values: 1% level	-3.435319	
5% level	-2.863622	
10% level	-2.567928	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

2. Uji Stasioner Data *Differencing* Tingkat Satu

Null Hypothesis: DUNVR has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=22)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-39.64201	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.435319	
5% level	-2.863622	
10% level	-2.567928	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

LAMPIRAN E
Uji Stasioner *Unit Root Augmented Dickey-Fuller*
PT. Y

1. Uji Stasioner Data

Null Hypothesis: INDF has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=22)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.372595	0.1498
Test critical values: 1% level	-3.435315	
5% level	-2.863620	
10% level	-2.567927	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

2. Uji Stasioner Data *Differencing* Tingkat Satu

Null Hypothesis: DINDF has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=22)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-36.77458	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.435319	
5% level	-2.863622	
10% level	-2.567928	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

LAMPIRAN F
Uji Stasioner *Unit Root Augmented Dickey-Fuller*
PT. Z

1. Uji Stasioner Data

Null Hypothesis: SMGR has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=22)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.010100	0.0342
Test critical values: 1% level	-3.435315	
5% level	-2.863620	
10% level	-2.567927	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

2. Uji Stasioner Data *Differencing* Tingkat Satu

Null Hypothesis: DSMGR has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=22)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-36.76128	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.435319	
5% level	-2.863622	
10% level	-2.567928	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

LAMPIRAN G

Output Estimasi Parameter Model ARIMA

PT. X

1. Model ARIMA(0,1,[1])

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 05:42
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 13 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	-0.119000	0.023336	-5.099463	0.0000
SIGMASQ	18507.92	538.9941	34.33789	0.0000
R-squared	0.012902	Mean dependent var		0.783848
Adjusted R-squared	0.012119	S.D. dependent var		136.9842
S.E. of regression	136.1517	Akaike info criterion		12.66701
Sum squared resid	23375502	Schwarz criterion		12.67515
Log likelihood	-7997.216	Hannan-Quinn criter.		12.67007
Durbin-Watson stat	1.991012			
Inverted MA Roots	.12			

2. Model ARIMA(0,1,[3])

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 05:45
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 10 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(3)	-0.092468	0.024995	-3.699434	0.0002
SIGMASQ	18590.04	537.2736	34.60070	0.0000
R-squared	0.008522	Mean dependent var		0.783848
Adjusted R-squared	0.007735	S.D. dependent var		136.9842
S.E. of regression	136.4534	Akaike info criterion		12.67145
Sum squared resid	23479224	Schwarz criterion		12.67959
Log likelihood	-8000.018	Hannan-Quinn criter.		12.67450
Durbin-Watson stat	2.229429			
Inverted MA Roots	.45	-23-.39i		-.23+.39i

3. Model ARIMA([1],1,0)

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 05:35
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 8 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.109875	0.023761	-4.624142	0.0000
SIGMASQ	18523.73	539.7438	34.31949	0.0000
R-squared	0.012058	Mean dependent var		0.783848
Adjusted R-squared	0.011275	S.D. dependent var		136.9842
S.E. of regression	136.2098	Akaike info criterion		12.66786
Sum squared resid	23395476	Schwarz criterion		12.67600
Log likelihood	-7997.755	Hannan-Quinn criter.		12.67092
Durbin-Watson stat	2.006089			
Inverted AR Roots	-.11			

4. Model ARIMA([1],1,[1])

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 05:48
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 20 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.597783	0.103549	5.772937	0.0000
MA(1)	-0.712094	0.089515	-7.955035	0.0000
SIGMASQ	18375.91	539.4528	34.06398	0.0000
R-squared	0.019942	Mean dependent var		0.783848
Adjusted R-squared	0.018386	S.D. dependent var		136.9842
S.E. of regression	135.7191	Akaike info criterion		12.66146
Sum squared resid	23208775	Schwarz criterion		12.67367
Log likelihood	-7992.709	Hannan-Quinn criter.		12.66604
Durbin-Watson stat	2.016843			
Inverted AR Roots	.60			
Inverted MA Roots	.71			

5. Model ARIMA([1],1,[3])

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 05:51
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 11 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.114954	0.023816	-4.826727	0.0000
MA(3)	-0.098550	0.024778	-3.977318	0.0001
SIGMASQ	18344.67	534.1499	34.34368	0.0000
R-squared	0.021608	Mean dependent var		0.783848
Adjusted R-squared	0.020055	S.D. dependent var		136.9842
S.E. of regression	135.6037	Akaike info criterion		12.65976
Sum squared resid	23169321	Schwarz criterion		12.67197
Log likelihood	-7991.636	Hannan-Quinn criter.		12.66434
Durbin-Watson stat	2.009439			
Inverted AR Roots	-.11			
Inverted MA Roots	.46	-.23+.40i		

6. Model ARIMA([3],1,0)

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 05:40
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 4 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.092455	0.025265	-3.659487	0.0003
SIGMASQ	18589.77	536.8572	34.62703	0.0000
R-squared	0.008536	Mean dependent var		0.783848
Adjusted R-squared	0.007750	S.D. dependent var		136.9842
S.E. of regression	136.4524	Akaike info criterion		12.67143
Sum squared resid	23478884	Schwarz criterion		12.67957
Log likelihood	-8000.009	Hannan-Quinn criter.		12.67449
Durbin-Watson stat	2.229190			
Inverted AR Roots	.23+.39i	.23-.39i		
			-.45	

7. Model ARIMA([3],1,[1])

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 05:47
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 13 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.098561	0.024995	-3.943239	0.0001
MA(1)	-0.122857	0.023377	-5.255567	0.0000
SIGMASQ	18327.82	533.1306	34.37774	0.0000
R-squared	0.022507	Mean dependent var		0.783848
Adjusted R-squared	0.020955	S.D. dependent var		136.9842
S.E. of regression	135.5414	Akaike info criterion		12.65884
Sum squared resid	23148041	Schwarz criterion		12.67105
Log likelihood	-7991.057	Hannan-Quinn criter.		12.66343
Durbin-Watson stat	1.993776			
Inverted AR Roots	.23+.40i	.23-.40i		-.46
Inverted MA Roots	.12			

8. Model ARIMA([3],1,[3])

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 05:52
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 17 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.061099	0.297127	-0.205634	0.8371
MA(3)	-0.031618	0.295767	-0.106902	0.9149
SIGMASQ	18589.66	537.4954	34.58571	0.0000
R-squared	0.008542	Mean dependent var		0.783848
Adjusted R-squared	0.006968	S.D. dependent var		136.9842
S.E. of regression	136.5061	Akaike info criterion		12.67301
Sum squared resid	23478744	Schwarz criterion		12.68522
Log likelihood	-8000.005	Hannan-Quinn criter.		12.67760
Durbin-Watson stat	2.229306			
Inverted AR Roots	.20+.34i	.20-.34i		-.39
Inverted MA Roots	.32	-.16-.27i		-.16+.27i

LAMPIRAN H

Output Estimasi Parameter Model ARIMA

PT. Y

1. Model ARIMA(0,1,[3])

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:12
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 5 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(3)	-0.088476	0.027022	-3.274222	0.0011
SIGMASQ	15888.38	448.4433	35.43008	0.0000
R-squared	0.008876	Mean dependent var		0.237530
Adjusted R-squared	0.008090	S.D. dependent var		126.6624
S.E. of regression	126.1490	Akaike info criterion		12.51441
Sum squared resid	20067025	Schwarz criterion		12.52255
Log likelihood	-7900.847	Hannan-Quinn criter.		12.51747
Durbin-Watson stat	2.077894			
Inverted MA Roots	.45	-.22+.39i	-.22-.39i	

2. Model ARIMA(0,1,[6])

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:13
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 8 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(6)	0.068579	0.024778	2.767774	0.0057
SIGMASQ	15951.97	444.5634	35.88232	0.0000
R-squared	0.004909	Mean dependent var		0.237530
Adjusted R-squared	0.004120	S.D. dependent var		126.6624
S.E. of regression	126.4012	Akaike info criterion		12.51840
Sum squared resid	20147336	Schwarz criterion		12.52655
Log likelihood	-7903.372	Hannan-Quinn criter.		12.52146
Durbin-Watson stat	2.064846			
Inverted MA Roots	.55+.32i	.55-.32i	-.00+.64i	-.00-.64i
	-.55-.32i	-.55+.32i		

3. Model ARIMA([3],1,0)

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:14
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 5 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.100394	0.026953	-3.724756	0.0002
SIGMASQ	15869.22	449.7859	35.28173	0.0000
R-squared	0.010071	Mean dependent var		0.237530
Adjusted R-squared	0.009286	S.D. dependent var		126.6624
S.E. of regression	126.0730	Akaike info criterion		12.51321
Sum squared resid	20042830	Schwarz criterion		12.52135
Log likelihood	-7900.089	Hannan-Quinn criter.		12.51626
Durbin-Watson stat	2.078567			
Inverted AR Roots	.23+.40i	.23-.40i		-.46

4. Model ARIMA([3],1,[3])

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:14
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 19 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.446122	0.182826	-2.440147	0.0148
MA(3)	0.344884	0.192572	1.790934	0.0735
SIGMASQ	15828.25	451.8975	35.02620	0.0000
R-squared	0.012626	Mean dependent var		0.237530
Adjusted R-squared	0.011059	S.D. dependent var		126.6624
S.E. of regression	125.9601	Akaike info criterion		12.51221
Sum squared resid	19991084	Schwarz criterion		12.52443
Log likelihood	-7898.463	Hannan-Quinn criter.		12.51680
Durbin-Watson stat	2.076931			
Inverted AR Roots	.38+.66i	.38-.66i		-.76
Inverted MA Roots	.35+.61i	.35-.61i		-.70

5. Model ARIMA([3],1,[6])

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:15
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 7 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.095019	0.026830	-3.541512	0.0004
MA(6)	0.060146	0.024877	2.417730	0.0158
SIGMASQ	15809.21	448.8629	35.22057	0.0000
R-squared	0.013815	Mean dependent var		0.237530
Adjusted R-squared	0.012249	S.D. dependent var		126.6624
S.E. of regression	125.8843	Akaike info criterion		12.51102
Sum squared resid	19967028	Schwarz criterion		12.52323
Log likelihood	-7897.707	Hannan-Quinn criter.		12.51561
Durbin-Watson stat	2.073994			
Inverted AR Roots	.23+ .40i	.23-.40i	-.46	
Inverted MA Roots	.54-.31i	.54+.31i	.00+.63i	-.00-.63i
	-.54-.31i	-.54+.31i		

6. Model ARIMA([6],1,0)

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:16
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 6 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(6)	0.071422	0.024622	2.900753	0.0038
SIGMASQ	15948.90	445.2982	35.81622	0.0000
R-squared	0.005101	Mean dependent var		0.237530
Adjusted R-squared	0.004312	S.D. dependent var		126.6624
S.E. of regression	126.3891	Akaike info criterion		12.51821
Sum squared resid	20143457	Schwarz criterion		12.52635
Log likelihood	-7903.252	Hannan-Quinn criter.		12.52127
Durbin-Watson stat	2.064570			
Inverted AR Roots	.64	.32-.56i	.32+.56i	-.32-.56i
	-.32+.56i	-.64		

7. Model ARIMA([6],1,[3])

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:16
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 9 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(6)	0.072416	0.024674	2.934959	0.0034
MA(3)	-0.095219	0.026821	-3.550169	0.0004
SIGMASQ	15805.85	449.3594	35.17417	0.0000
R-squared	0.014024	Mean dependent var		0.237530
Adjusted R-squared	0.012459	S.D. dependent var		126.6624
S.E. of regression	125.8709	Akaike info criterion		12.51081
Sum squared resid	19962783	Schwarz criterion		12.52302
Log likelihood	-7897.574	Hannan-Quinn criter.		12.51539
Durbin-Watson stat	2.073679			
Inverted AR Roots	.65	.32+.56i	.32-.56i	-.32-.56i
	-.32+.56i	-.65		
Inverted MA Roots	.46	-.23-.40i	-.23+.40i	

8. Model ARIMA([6],1,[6])

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:17
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 19 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(6)	0.158637	0.349822	0.453478	0.6503
MA(6)	-0.087350	0.353584	-0.247042	0.8049
SIGMASQ	15947.50	449.9443	35.44329	0.0000
R-squared	0.005188	Mean dependent var		0.237530
Adjusted R-squared	0.003609	S.D. dependent var		126.6624
S.E. of regression	126.4337	Akaike info criterion		12.51971
Sum squared resid	20141696	Schwarz criterion		12.53192
Log likelihood	-7903.197	Hannan-Quinn criter.		12.52430
Durbin-Watson stat	2.064504			
Inverted AR Roots	.74	.37-.64i	.37+.64i	-.37+.64i
	-.37-.64i	-.74		
Inverted MA Roots	.67	.33-.58i	.33+.58i	-.33-.58i
	-.33+.58i	-.67		

LAMPIRAN I

Output Estimasi Parameter Model ARIMA

PT. Z

1. Model ARIMA(0,1,[4])

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:17
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 9 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(4)	-0.073513	0.026386	-2.786035	0.0054
SIGMASQ	58377.55	1583.222	36.87262	0.0000
R-squared	0.005065	Mean dependent var		-1.741884
Adjusted R-squared	0.004276	S.D. dependent var		242.3246
S.E. of regression	241.8060	Akaike info criterion		13.81575
Sum squared resid	73730846	Schwarz criterion		13.82389
Log likelihood	-8722.645	Hannan-Quinn criter.		13.81881
Durbin-Watson stat	2.069039			
Inverted MA Roots	.52	-.00+ .52i	-.00- .52i	-.52

2. Model ARIMA(0,1,[10])

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:18
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 12 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(10)	0.075142	0.022901	3.281151	0.0011
SIGMASQ	58353.26	1598.192	36.51204	0.0000
R-squared	0.005479	Mean dependent var		-1.741884
Adjusted R-squared	0.004690	S.D. dependent var		242.3246
S.E. of regression	241.7557	Akaike info criterion		13.81536
Sum squared resid	73700168	Schwarz criterion		13.82350
Log likelihood	-8722.400	Hannan-Quinn criter.		13.81842
Durbin-Watson stat	2.070162			
Inverted MA Roots	.73+.24i	.73-.24i	.45+.62i	.45-.62i
	.00+.77i	-.00-.77i	-.45-.62i	-.45+.62i
	-.73-.24i	-.73+.24i		

3. Model ARIMA([4],1,0)

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:19
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 5 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(4)	-0.069679	0.026301	-2.649265	0.0082
SIGMASQ	58392.42	1584.054	36.86264	0.0000
R-squared	0.004811	Mean dependent var		-1.741884
Adjusted R-squared	0.004022	S.D. dependent var		242.3246
S.E. of regression	241.8368	Akaike info criterion		13.81600
Sum squared resid	73749621	Schwarz criterion		13.82414
Log likelihood	-8722.805	Hannan-Quinn criter.		13.81906
Durbin-Watson stat	2.068660			
Inverted AR Roots	.36-.36i	.36-.36i	-.36+.36i	-.36+.36i

4. Model ARIMA([4],1,[4])

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:20
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 16 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(4)	0.348983	0.296829	1.175705	0.2399
MA(4)	-0.421850	0.286737	-1.471209	0.1415
SIGMASQ	58324.28	1581.492	36.87928	0.0000
R-squared	0.005973	Mean dependent var		-1.741884
Adjusted R-squared	0.004395	S.D. dependent var		242.3246
S.E. of regression	241.7915	Akaike info criterion		13.81642
Sum squared resid	73663566	Schwarz criterion		13.82864
Log likelihood	-8722.072	Hannan-Quinn criter.		13.82101
Durbin-Watson stat	2.071795			
Inverted AR Roots	.77	.00+.77i	-.00-.77i	-.77
Inverted MA Roots	.81	.00-.81i	.00+.81i	-.81

5. Model ARIMA([4],1,[10])

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:20
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 12 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(4)	-0.068363	0.026518	-2.577926	0.0101
MA(10)	0.073687	0.023076	3.193261	0.0014
SIGMASQ	58080.27	1587.153	36.59399	0.0000
R-squared	0.010131	Mean dependent var		-1.741884
Adjusted R-squared	0.008560	S.D. dependent var		242.3246
S.E. of regression	241.2852	Akaike info criterion		13.81227
Sum squared resid	73355378	Schwarz criterion		13.82448
Log likelihood	-8719.447	Hannan-Quinn criter.		13.81686
Durbin-Watson stat	2.069257			
Inverted AR Roots	.36+.36i	.36+.36i	-.36+.36i	-.36+.36i
Inverted MA Roots	.73+.24i	.73-.24i	.45+.62i	.45-.62i
	.00+.77i	-.00-.77i	-.45-.62i	-.45+.62i
	-.73-.24i	-.73+.24i		

6. Model ARIMA([10],1,0)

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:21
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 10 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(10)	0.073214	0.022693	3.226347	0.0013
SIGMASQ	58361.51	1597.550	36.53188	0.0000
R-squared	0.005338	Mean dependent var		-1.741884
Adjusted R-squared	0.004549	S.D. dependent var		242.3246
S.E. of regression	241.7728	Akaike info criterion		13.81550
Sum squared resid	73710582	Schwarz criterion		13.82364
Log likelihood	-8722.487	Hannan-Quinn criter.		13.81856
Durbin-Watson stat	2.070539			
Inverted AR Roots	.77	.62-.45i	.62+.45i	.24+.73i
	.24-.73i	-.24-.73i	-.24+.73i	-.62-.45i
	-.62+.45i	-.77		

7. Model ARIMA([10],1,[4])

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:22
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 11 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(10)	0.072182	0.022922	3.149011	0.0017
MA(4)	-0.072385	0.026627	-2.718515	0.0066
SIGMASQ	58071.90	1585.500	36.62687	0.0000
R-squared	0.010274	Mean dependent var		-1.741884
Adjusted R-squared	0.008703	S.D. dependent var		242.3246
S.E. of regression	241.2678	Akaike info criterion		13.81212
Sum squared resid	73344806	Schwarz criterion		13.82433
Log likelihood	-8719.356	Hannan-Quinn criter.		13.81671
Durbin-Watson stat	2.069864			
Inverted AR Roots	.77	.62+.45i	.62-.45i	.24-.73i
	24+.73i	-.24-.73i	-.24+.73i	-.62-.45i
	-.62+.45i	-.77		
Inverted MA Roots	.52	-.00+.52i	-.00-.52i	-.52

8. Model ARIMA([10],1,[10])

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/26/20 Time: 06:22
 Sample: 2/03/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Convergence achieved after 17 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(10)	-0.217428	0.329802	-0.659270	0.5098
MA(10)	0.291109	0.324382	0.897426	0.3697
SIGMASQ	58342.98	1605.837	36.33182	0.0000
R-squared	0.005654	Mean dependent var		-1.741884
Adjusted R-squared	0.004076	S.D. dependent var		242.3246
S.E. of regression	241.8303	Akaike info criterion		13.81677
Sum squared resid	73687183	Schwarz criterion		13.82898
Log likelihood	-8722.291	Hannan-Quinn criter.		13.82136
Durbin-Watson stat	2.068654			
Inverted AR Roots	.82-.27i	.82+.27i	.50+.69i	.50-.69i
	.00-.86i	.00+.86i	-.50+.69i	-.50-.69i
	-.82+.27i	-.82-.27i		
Inverted MA Roots	.84-.27i	.84+.27i	.52-.72i	.52+.72i
	.00-.88i	-.00+.88i	-.52-.72i	-.52+.72i
	-.84+.27i	-.84-.27i		

LAMPIRAN J
Uji Ljung Q Statistik Asumsi Residual *White Noise* Model
ARIMA PT. X

1. Model ARIMA(0,1,[1])

Date: 06/26/20 Time: 09:36

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.004	0.004	0.0246	
		2	-0.026	-0.026	0.8847	0.347
		3	-0.099	-0.098	13.207	0.001
		4	-0.026	-0.027	14.097	0.003
		5	0.001	-0.005	14.097	0.007
		6	0.004	-0.007	14.122	0.015
		7	-0.019	-0.025	14.578	0.024
		8	-0.034	-0.035	16.028	0.025
		9	-0.012	-0.014	16.205	0.040
		10	0.043	0.037	18.553	0.029
		11	-0.031	-0.040	19.744	0.032
		12	-0.018	-0.021	20.179	0.043
		13	0.088	0.094	29.998	0.003
		14	0.021	0.015	30.543	0.004
		15	0.002	-0.001	30.547	0.006
		16	0.003	0.020	30.558	0.010
		17	-0.017	-0.008	30.935	0.014
		18	-0.033	-0.030	32.304	0.014
		19	-0.028	-0.028	33.279	0.015
		20	0.050	0.048	36.509	0.009
		21	0.023	0.025	37.166	0.011
		22	-0.023	-0.025	37.838	0.013
		23	-0.013	-0.013	38.047	0.018
		24	0.008	0.019	38.124	0.025
		25	0.010	0.009	38.244	0.033
		26	0.015	-0.001	38.545	0.041
		27	0.014	0.015	38.816	0.051
		28	-0.009	0.001	38.910	0.065
		29	-0.039	-0.038	40.928	0.055
		30	0.003	-0.001	40.943	0.070
		31	-0.032	-0.029	42.297	0.067
		32	-0.077	-0.074	49.917	0.017
		33	0.032	0.023	51.209	0.017
		34	0.069	0.056	57.468	0.005
		35	0.065	0.056	63.036	0.002
		36	0.005	0.008	63.064	0.003

2. Model ARIMA([1],1,[1])

Date: 06/26/20 Time: 09:56

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.009	-0.009	0.0923	
		2 0.040	0.040	2.0787	
		3 -0.052	-0.051	5.4934	0.019
		4 0.005	0.003	5.5227	0.063
		5 0.015	0.019	5.7958	0.122
		6 0.013	0.010	6.0091	0.198
		7 -0.011	-0.012	6.1561	0.291
		8 -0.026	-0.025	6.9946	0.321
		9 -0.009	-0.008	7.1032	0.418
		10 0.046	0.047	9.8487	0.276
		11 -0.025	-0.027	10.677	0.299
		12 -0.016	-0.021	10.994	0.358
		13 0.087	0.096	20.757	0.036
		14 0.018	0.018	21.159	0.048
		15 0.004	-0.007	21.183	0.069
		16 0.006	0.014	21.234	0.096
		17 -0.013	-0.010	21.448	0.123
		18 -0.026	-0.029	22.347	0.132
		19 -0.027	-0.030	23.269	0.141
		20 0.047	0.047	26.155	0.096
		21 0.020	0.028	26.649	0.113
		22 -0.021	-0.025	27.204	0.130
		23 -0.010	-0.015	27.324	0.160
		24 0.008	0.018	27.410	0.196
		25 0.008	0.009	27.486	0.236
		26 0.012	-0.004	27.677	0.274
		27 0.012	0.010	27.849	0.315
		28 -0.009	-0.001	27.944	0.361
		29 -0.040	-0.042	30.049	0.312
		30 0.004	-0.002	30.073	0.360
		31 -0.027	-0.020	31.050	0.363
		32 -0.072	-0.066	37.707	0.157
		33 0.032	0.028	39.064	0.152
		34 0.061	0.062	43.923	0.078
		35 0.061	0.058	48.689	0.038
		36 0.005	0.005	48.724	0.049

3. Model ARIMA([1],1,[3])

Date: 06/26/20 Time: 09:58

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.005	-0.005	0.0293	
		2	-0.040	-0.040	2.0529	
		3	-0.000	-0.001	2.0531	0.152
		4	-0.028	-0.029	3.0369	0.219
		5	-0.005	-0.006	3.0735	0.380
		6	0.004	0.002	3.0947	0.542
		7	-0.016	-0.017	3.4359	0.633
		8	-0.038	-0.039	5.2808	0.508
		9	-0.013	-0.015	5.4902	0.600
		10	0.051	0.048	8.8501	0.355
		11	-0.034	-0.036	10.308	0.326
		12	-0.021	-0.020	10.884	0.367
		13	0.094	0.091	22.159	0.023
		14	0.016	0.018	22.495	0.032
		15	-0.004	-0.000	22.520	0.048
		16	0.010	0.008	22.637	0.066
		17	-0.010	-0.004	22.773	0.089
		18	-0.032	-0.027	24.053	0.088
		19	-0.029	-0.033	25.155	0.091
		20	0.049	0.046	28.261	0.058
		21	0.021	0.029	28.832	0.069
		22	-0.026	-0.021	29.698	0.075
		23	-0.007	-0.017	29.767	0.097
		24	0.012	0.018	29.939	0.120
		25	0.006	0.011	29.985	0.150
		26	0.010	-0.004	30.114	0.181
		27	0.017	0.014	30.485	0.207
		28	-0.011	-0.002	30.633	0.242
		29	-0.046	-0.044	33.333	0.186
		30	0.010	0.001	33.455	0.219
		31	-0.026	-0.024	34.365	0.226
		32	-0.076	-0.065	41.941	0.072
		33	0.033	0.021	43.317	0.070
		34	0.066	0.056	49.001	0.028
		35	0.058	0.065	53.347	0.014
		36	0.005	0.006	53.385	0.018

4. Model ARIMA([3],1,[1])

Date: 06/26/20 Time: 10:09

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.003	0.003	0.0115	
		2 -0.026	-0.026	0.8433	
		3 -0.001	-0.001	0.8439	0.358
		4 -0.028	-0.029	1.8728	0.392
		5 -0.006	-0.005	1.9117	0.591
		6 -0.007	-0.008	1.9659	0.742
		7 -0.018	-0.018	2.3722	0.796
		8 -0.037	-0.039	4.1615	0.655
		9 -0.013	-0.015	4.3900	0.734
		10 0.050	0.048	7.6280	0.471
		11 -0.032	-0.035	8.9595	0.441
		12 -0.020	-0.019	9.4476	0.490
		13 0.094	0.092	20.721	0.036
		14 0.017	0.017	21.076	0.049
		15 -0.003	-0.002	21.089	0.071
		16 0.009	0.008	21.193	0.097
		17 -0.011	-0.005	21.336	0.126
		18 -0.031	-0.027	22.570	0.126
		19 -0.030	-0.031	23.727	0.127
		20 0.048	0.047	26.699	0.085
		21 0.021	0.029	27.246	0.099
		22 -0.025	-0.021	28.050	0.108
		23 -0.007	-0.017	28.105	0.137
		24 0.012	0.018	28.277	0.167
		25 0.007	0.011	28.337	0.203
		26 0.010	-0.003	28.478	0.240
		27 0.016	0.013	28.803	0.272
		28 -0.011	-0.003	28.962	0.313
		29 -0.046	-0.045	31.747	0.242
		30 0.008	-0.000	31.825	0.282
		31 -0.027	-0.024	32.781	0.287
		32 -0.076	-0.064	40.182	0.101
		33 0.033	0.024	41.591	0.097
		34 0.066	0.057	47.306	0.040
		35 0.059	0.064	51.884	0.019
		36 0.007	0.004	51.944	0.025

LAMPIRAN K
Uji Ljung Q Statistik Asumsi Residual *White Noise* Model
ARIMA PT. Y

1. Model ARIMA(0,1,[3])

Date: 06/26/20 Time: 13:18
Sample: 2/02/2015 1/30/2020
Included observations: 1263
Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.040	-0.040	1.9791	
		2	-0.008	-0.009	2.0576	0.151
		3	-0.006	-0.007	2.1087	0.348
		4	-0.046	-0.046	4.7561	0.191
		5	-0.041	-0.045	6.8658	0.143
		6	0.071	0.067	13.350	0.020
		7	0.001	0.006	13.352	0.038
		8	-0.045	-0.047	15.939	0.026
		9	0.009	0.002	16.034	0.042
		10	0.017	0.022	16.385	0.059
		11	0.007	0.014	16.445	0.088
		12	0.024	0.017	17.206	0.102
		13	-0.022	-0.024	17.833	0.121
		14	-0.012	-0.005	18.010	0.157
		15	0.051	0.053	21.346	0.093
		16	0.016	0.018	21.672	0.117
		17	-0.005	-0.005	21.704	0.153
		18	-0.035	-0.039	23.291	0.140
		19	0.049	0.056	26.382	0.091
		20	-0.060	-0.048	30.964	0.041
		21	0.027	0.013	31.872	0.045
		22	0.032	0.027	33.207	0.044
		23	0.008	0.017	33.286	0.058
		24	0.000	0.007	33.286	0.076
		25	-0.011	-0.021	33.435	0.095
		26	0.007	0.012	33.489	0.119
		27	-0.017	-0.013	33.876	0.138
		28	0.013	0.007	34.082	0.164
		29	-0.010	-0.011	34.225	0.194
		30	0.026	0.027	35.119	0.201
		31	-0.050	-0.052	38.412	0.139
		32	0.004	0.002	38.435	0.168
		33	0.019	0.020	38.894	0.187
		34	0.021	0.018	39.462	0.203
		35	0.037	0.042	41.230	0.184
		36	-0.015	-0.020	41.529	0.207

2. Model ARIMA([3],1,0)

Date: 06/26/20 Time: 13:19

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.040	-0.040	2.0128	
		2 -0.008	-0.010	2.0947	0.148
		3 0.006	0.006	2.1446	0.342
		4 -0.046	-0.046	4.8612	0.182
		5 -0.041	-0.045	7.0129	0.135
		6 0.062	0.058	11.974	0.035
		7 0.002	0.006	11.977	0.062
		8 -0.045	-0.046	14.599	0.041
		9 0.009	0.001	14.711	0.065
		10 0.017	0.021	15.064	0.089
		11 0.007	0.014	15.120	0.128
		12 0.025	0.018	15.908	0.145
		13 -0.022	-0.025	16.541	0.168
		14 -0.011	-0.005	16.692	0.214
		15 0.051	0.053	19.977	0.131
		16 0.016	0.019	20.299	0.161
		17 -0.006	-0.006	20.345	0.205
		18 -0.034	-0.039	21.873	0.190
		19 0.050	0.056	25.085	0.123
		20 -0.060	-0.048	29.669	0.056
		21 0.026	0.014	30.532	0.062
		22 0.032	0.026	31.886	0.060
		23 0.007	0.018	31.955	0.078
		24 0.001	0.007	31.956	0.101
		25 -0.010	-0.020	32.091	0.125
		26 0.007	0.011	32.154	0.154
		27 -0.017	-0.013	32.547	0.176
		28 0.011	0.007	32.716	0.207
		29 -0.011	-0.011	32.867	0.241
		30 0.026	0.028	33.775	0.248
		31 -0.050	-0.052	36.971	0.178
		32 0.005	0.004	37.004	0.211
		33 0.019	0.019	37.461	0.233
		34 0.020	0.018	37.975	0.253
		35 0.036	0.040	39.667	0.232
		36 -0.015	-0.019	39.949	0.260

3. Model ARIMA([3],1,[6])

Date: 06/26/20 Time: 13:21

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.038	-0.038	1.7870	
		2 -0.002	-0.004	1.7933	
		3 0.000	-0.000	1.7933	0.181
		4 -0.047	-0.047	4.5996	0.100
		5 -0.039	-0.043	6.5532	0.088
		6 0.002	-0.002	6.5565	0.161
		7 0.005	0.005	6.5934	0.253
		8 -0.045	-0.047	9.1473	0.165
		9 0.006	-0.002	9.1928	0.239
		10 0.019	0.017	9.6402	0.291
		11 0.010	0.012	9.7638	0.370
		12 0.027	0.024	10.667	0.384
		13 -0.026	-0.027	11.523	0.401
		14 -0.005	-0.005	11.551	0.482
		15 0.049	0.052	14.605	0.333
		16 0.013	0.018	14.816	0.391
		17 -0.007	-0.006	14.874	0.461
		18 -0.036	-0.038	16.578	0.413
		19 0.052	0.055	20.041	0.272
		20 -0.060	-0.049	24.686	0.134
		21 0.024	0.018	25.451	0.146
		22 0.031	0.027	26.674	0.145
		23 0.009	0.018	26.775	0.178
		24 0.001	0.003	26.776	0.220
		25 -0.011	-0.014	26.927	0.259
		26 0.010	0.008	27.061	0.302
		27 -0.020	-0.013	27.587	0.327
		28 0.009	0.007	27.688	0.374
		29 -0.013	-0.012	27.922	0.415
		30 0.027	0.029	28.896	0.418
		31 -0.048	-0.052	31.827	0.327
		32 0.008	0.008	31.903	0.372
		33 0.018	0.016	32.328	0.401
		34 0.020	0.019	32.862	0.425
		35 0.035	0.038	34.491	0.396
		36 -0.016	-0.017	34.839	0.428

4. Model ARIMA([6],1,[3])

Date: 06/26/20 Time: 13:22

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.037	-0.037	1.7719	
		2 -0.002	-0.003	1.7770	
		3 0.000	-0.000	1.7770	0.183
		4 -0.047	-0.047	4.5751	0.102
		5 -0.039	-0.043	6.5213	0.089
		6 -0.002	-0.005	6.5242	0.163
		7 0.006	0.005	6.5632	0.255
		8 -0.044	-0.047	9.0645	0.170
		9 0.006	-0.002	9.1063	0.245
		10 0.019	0.017	9.5528	0.298
		11 0.010	0.012	9.6833	0.377
		12 0.022	0.019	10.321	0.413
		13 -0.026	-0.028	11.176	0.429
		14 -0.004	-0.005	11.200	0.512
		15 0.049	0.052	14.253	0.356
		16 0.013	0.018	14.465	0.416
		17 -0.007	-0.006	14.520	0.487
		18 -0.037	-0.038	16.247	0.436
		19 0.052	0.055	19.755	0.287
		20 -0.060	-0.049	24.380	0.143
		21 0.024	0.018	25.132	0.156
		22 0.031	0.027	26.338	0.155
		23 0.009	0.018	26.435	0.190
		24 0.001	0.003	26.436	0.233
		25 -0.011	-0.014	26.581	0.274
		26 0.011	0.008	26.727	0.317
		27 -0.021	-0.013	27.279	0.342
		28 0.009	0.007	27.375	0.390
		29 -0.014	-0.012	27.617	0.431
		30 0.028	0.029	28.607	0.433
		31 -0.047	-0.051	31.530	0.341
		32 0.008	0.008	31.614	0.386
		33 0.018	0.016	32.017	0.416
		34 0.020	0.019	32.548	0.440
		35 0.035	0.038	34.169	0.411
		36 -0.016	-0.017	34.514	0.443

LAMPIRAN L
Uji Ljung Q Statistik Asumsi Residual *White Noise* Model
ARIMA PT. Z

1. Model ARIMA(0,1,[4])

Date: 06/26/20 Time: 13:24
 Sample: 2/02/2015 1/30/2020
 Included observations: 1263
 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.035	-0.035	1.5323	
		2 -0.025	-0.026	2.3317	0.127
		3 0.007	0.005	2.3910	0.303
		4 0.002	0.001	2.3945	0.495
		5 -0.007	-0.007	2.4565	0.652
		6 0.009	0.009	2.5606	0.767
		7 -0.026	-0.026	3.4322	0.753
		8 -0.022	-0.024	4.0573	0.773
		9 -0.009	-0.012	4.1685	0.842
		10 0.072	0.070	10.758	0.293
		11 0.010	0.015	10.882	0.367
		12 -0.043	-0.040	13.293	0.275
		13 -0.034	-0.037	14.747	0.256
		14 -0.025	-0.031	15.577	0.273
		15 0.004	0.001	15.598	0.339
		16 0.042	0.040	17.878	0.269
		17 -0.044	-0.038	20.348	0.205
		18 0.025	0.028	21.124	0.221
		19 -0.004	-0.006	21.150	0.272
		20 -0.007	-0.014	21.207	0.325
		21 0.034	0.028	22.685	0.305
		22 -0.070	-0.067	29.079	0.112
		23 -0.007	-0.001	29.138	0.141
		24 -0.002	-0.004	29.144	0.176
		25 -0.035	-0.038	30.714	0.162
		26 0.081	0.073	39.251	0.035
		27 0.027	0.032	40.167	0.038
		28 0.019	0.027	40.625	0.045
		29 -0.012	-0.013	40.825	0.056
		30 0.003	0.001	40.840	0.071
		31 -0.023	-0.029	41.529	0.078
		32 0.006	0.010	41.580	0.097
		33 -0.012	-0.004	41.774	0.116
		34 -0.062	-0.067	46.794	0.056
		35 -0.022	-0.019	47.431	0.063
		36 0.033	0.015	48.861	0.060

2. Model ARIMA(0,1,[10])

Date: 06/26/20 Time: 13:25

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.035	-0.035	1.5815	
		2	-0.020	-0.021	2.0712	0.150
		3	0.015	0.014	2.3756	0.305
		4	-0.068	-0.068	8.2873	0.040
		5	-0.004	-0.008	8.3085	0.081
		6	0.008	0.005	8.3887	0.136
		7	-0.025	-0.023	9.1988	0.163
		8	-0.020	-0.026	9.7069	0.206
		9	-0.004	-0.007	9.7233	0.285
		10	-0.000	-0.000	9.7236	0.373
		11	0.011	0.008	9.8810	0.451
		12	-0.038	-0.041	11.717	0.385
		13	-0.031	-0.034	12.922	0.375
		14	-0.027	-0.032	13.888	0.382
		15	0.006	0.004	13.941	0.454
		16	0.039	0.033	15.899	0.389
		17	-0.045	-0.047	18.445	0.299
		18	0.032	0.026	19.741	0.288
		19	-0.003	-0.005	19.757	0.347
		20	-0.010	-0.006	19.885	0.402
		21	0.041	0.031	22.036	0.339
		22	-0.076	-0.074	29.536	0.102
		23	-0.005	-0.006	29.571	0.129
		24	0.004	-0.003	29.591	0.161
		25	-0.036	-0.033	31.219	0.148
		26	0.081	0.069	39.732	0.031
		27	0.033	0.032	41.135	0.030
		28	0.016	0.028	41.457	0.037
		29	-0.007	-0.014	41.525	0.048
		30	0.006	0.012	41.564	0.061
		31	-0.028	-0.025	42.587	0.064
		32	0.011	0.009	42.736	0.078
		33	-0.011	-0.005	42.894	0.095
		34	-0.066	-0.070	48.521	0.040
		35	-0.018	-0.024	48.940	0.047
		36	0.026	0.021	49.839	0.050

3. Model ARIMA([4],1,0)

Date: 06/26/20 Time: 13:25

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1		-0.035	-0.035	1.5156	
2		-0.025	-0.027	2.3368	0.126
3		0.007	0.005	2.3997	0.301
4		-0.002	-0.002	2.4041	0.493
5		-0.007	-0.007	2.4609	0.652
6		0.009	0.009	2.5671	0.766
7		-0.026	-0.026	3.4323	0.753
8		-0.027	-0.029	4.3815	0.735
9		-0.009	-0.012	4.4799	0.811
10		0.072	0.070	11.078	0.270
11		0.010	0.015	11.203	0.342
12		-0.043	-0.040	13.618	0.255
13		-0.034	-0.037	15.067	0.238
14		-0.026	-0.031	15.901	0.255
15		0.004	0.001	15.924	0.318
16		0.042	0.040	18.236	0.250
17		-0.044	-0.038	20.679	0.191
18		0.024	0.028	21.429	0.208
19		-0.005	-0.006	21.456	0.257
20		-0.007	-0.014	21.515	0.309
21		0.034	0.028	23.039	0.287
22		-0.071	-0.067	29.484	0.103
23		-0.007	-0.001	29.542	0.130
24		-0.002	-0.004	29.550	0.163
25		-0.035	-0.038	31.101	0.151
26		0.082	0.073	39.729	0.031
27		0.027	0.032	40.661	0.034
28		0.019	0.027	41.112	0.040
29		-0.012	-0.013	41.310	0.050
30		0.004	0.001	41.328	0.064
31		-0.023	-0.029	42.009	0.071
32		0.006	0.010	42.060	0.089
33		-0.012	-0.004	42.250	0.106
34		-0.062	-0.066	47.314	0.051
35		-0.022	-0.019	47.951	0.057
36		0.033	0.015	49.364	0.054

4. Model ARIMA([4],1,[10])

Date: 06/26/20 Time: 13:27

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.035	-0.035	1.5418	
		2 -0.021	-0.022	2.0929	
		3 0.011	0.010	2.2584	0.133
		4 -0.002	-0.002	2.2627	0.323
		5 -0.007	-0.006	2.3213	0.508
		6 0.007	0.006	2.3767	0.667
		7 -0.024	-0.023	3.0875	0.686
		8 -0.027	-0.029	4.0471	0.670
		9 -0.006	-0.009	4.0924	0.769
		10 -0.000	-0.002	4.0925	0.849
		11 0.010	0.010	4.2198	0.896
		12 -0.037	-0.037	5.9716	0.818
		13 -0.034	-0.037	7.4565	0.761
		14 -0.026	-0.031	8.2992	0.761
		15 0.007	0.003	8.3620	0.819
		16 0.036	0.035	10.055	0.758
		17 -0.044	-0.042	12.578	0.635
		18 0.025	0.023	13.382	0.645
		19 -0.004	-0.006	13.398	0.709
		20 -0.007	-0.009	13.464	0.763
		21 0.036	0.031	15.110	0.716
		22 -0.069	-0.071	21.299	0.380
		23 -0.003	-0.003	21.313	0.440
		24 0.004	-0.001	21.336	0.500
		25 -0.034	-0.036	22.796	0.473
		26 0.077	0.074	30.482	0.169
		27 0.031	0.030	31.714	0.166
		28 0.017	0.029	32.086	0.190
		29 -0.011	-0.012	32.229	0.224
		30 0.007	0.002	32.286	0.263
		31 -0.027	-0.028	33.241	0.268
		32 0.014	0.009	33.480	0.302
		33 -0.012	-0.005	33.678	0.339
		34 -0.066	-0.069	39.256	0.177
		35 -0.022	-0.024	39.868	0.191
		36 0.025	0.018	40.671	0.200

5. Model ARIMA([10],1,0)

Date: 06/26/20 Time: 13:28

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.036	-0.036	1.5983	
		2	-0.020	-0.021	2.0813	0.149
		3	0.016	0.014	2.3923	0.302
		4	-0.069	-0.068	8.3503	0.039
		5	-0.004	-0.008	8.3698	0.079
		6	0.008	0.004	8.4428	0.133
		7	-0.025	-0.023	9.2566	0.160
		8	-0.020	-0.026	9.7576	0.203
		9	-0.004	-0.007	9.7749	0.281
		10	0.001	0.001	9.7774	0.369
		11	0.011	0.008	9.9397	0.446
		12	-0.038	-0.041	11.789	0.380
		13	-0.030	-0.034	12.977	0.371
		14	-0.027	-0.032	13.930	0.379
		15	0.006	0.004	13.984	0.451
		16	0.039	0.034	15.983	0.383
		17	-0.045	-0.047	18.529	0.294
		18	0.032	0.026	19.830	0.283
		19	-0.003	-0.005	19.843	0.342
		20	-0.015	-0.011	20.140	0.386
		21	0.041	0.030	22.293	0.325
		22	-0.076	-0.074	29.746	0.097
		23	-0.005	-0.006	29.783	0.124
		24	0.004	-0.004	29.803	0.155
		25	-0.036	-0.033	31.443	0.141
		26	0.081	0.068	39.930	0.030
		27	0.033	0.031	41.320	0.029
		28	0.016	0.028	41.648	0.036
		29	-0.007	-0.014	41.717	0.046
		30	0.005	0.012	41.756	0.059
		31	-0.028	-0.025	42.771	0.061
		32	0.011	0.009	42.923	0.075
		33	-0.011	-0.005	43.078	0.091
		34	-0.066	-0.070	48.717	0.038
		35	-0.018	-0.024	49.130	0.045
		36	0.026	0.021	50.040	0.048

6. Model ARIMA([10],1,[4])

Date: 06/26/20 Time: 13:30

Sample: 2/02/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
⊕	⊕	1 -0.035	-0.035	1.5688	
⊕	⊕	2 -0.021	-0.022	2.1142	
⊕	⊕	3 0.011	0.010	2.2786	0.131
⊕	⊕	4 0.002	0.002	2.2820	0.320
⊕	⊕	5 -0.007	-0.006	2.3427	0.504
⊕	⊕	6 0.006	0.006	2.3893	0.665
⊕	⊕	7 -0.024	-0.024	3.1047	0.684
⊕	⊕	8 -0.022	-0.024	3.7430	0.711
⊕	⊕	9 -0.007	-0.009	3.7982	0.803
⊕	⊕	10 0.001	0.000	3.7998	0.875
⊕	⊕	11 0.010	0.011	3.9308	0.916
⊕	⊕	12 -0.037	-0.037	5.6900	0.841
⊕	⊕	13 -0.034	-0.036	7.1623	0.786
⊕	⊕	14 -0.026	-0.031	7.9986	0.785
⊕	⊕	15 0.007	0.003	8.0612	0.840
⊕	⊕	16 0.036	0.036	9.7298	0.782
⊕	⊕	17 -0.045	-0.042	12.275	0.658
⊕	⊕	18 0.025	0.024	13.086	0.666
⊕	⊕	19 -0.003	-0.005	13.098	0.730
⊕	⊕	20 -0.012	-0.014	13.289	0.774
⊕	⊕	21 0.035	0.031	14.887	0.730
⊕	⊕	22 -0.069	-0.070	20.981	0.398
⊕	⊕	23 -0.003	-0.003	20.996	0.459
⊕	⊕	24 0.004	-0.001	21.019	0.520
⊕	⊕	25 -0.034	-0.036	22.507	0.490
⊕	⊕	26 0.077	0.074	30.081	0.182
⊕	⊕	27 0.031	0.030	31.285	0.180
⊕	⊕	28 0.017	0.028	31.669	0.204
⊕	⊕	29 -0.011	-0.012	31.816	0.239
⊕	⊕	30 0.006	0.002	31.868	0.280
⊕	⊕	31 -0.027	-0.028	32.823	0.285
⊕	⊕	32 0.014	0.009	33.069	0.320
⊕	⊕	33 -0.012	-0.005	33.267	0.357
⊕	⊕	34 -0.065	-0.070	38.816	0.189
⊕	⊕	35 -0.022	-0.024	39.421	0.205
⊕	⊕	36 0.025	0.018	40.246	0.213

LAMPIRAN M
Uji *White* Residual Kuadrat

1. ARIMA([3],1,[1]) pada Saham PT. X

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	643.4168	Prob. F(6,1256)	0.0000
Obs*R-squared	952.9584	Prob. Chi-Square(6)	0.0000
Scaled explained SS	1779.483	Prob. Chi-Square(6)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 06/26/20 Time: 15:20

Sample: 2/03/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	10268.99	521.6181	19.68680	0.0000
GRADF_01^2	1578.315	109.6155	14.39864	0.0000
GRADF_01*GRADF_02	-392.4051	162.4031	-2.416242	0.0158
GRADF_01*GRADF_03	-10632394	2869454.	-3.705371	0.0002
GRADF_02^2	1061.388	111.2654	9.539250	0.0000
GRADF_02*GRADF_03	15787726	2577496.	6.125218	0.0000
GRADF_03^2	1.64E+12	4.33E+10	37.82719	0.0000
R-squared	0.754520	Mean dependent var	18327.82	
Adjusted R-squared	0.753347	S.D. dependent var	35517.35	
S.E. of regression	17639.40	Akaike info criterion	22.39918	
Sum squared resid	3.91E+11	Schwarz criterion	22.42768	
Log likelihood	-14138.08	Hannan-Quinn criter.	22.40989	
F-statistic	643.4168	Durbin-Watson stat	1.981585	
Prob(F-statistic)	0.000000			

2. ARIMA([[6],1,[3]) pada Saham PT. Y

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	635.5501	Prob. F(6,1256)	0.0000
Obs*R-squared	950.0716	Prob. Chi-Square(6)	0.0000
Scaled explained SS	1893.345	Prob. Chi-Square(6)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 06/26/20 Time: 15:26

Sample: 2/03/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	9068.659	463.9073	19.54843	0.0000
GRADF_01^2	805.3937	86.32645	9.329628	0.0000
GRADF_01*GRADF_02	658.4343	198.8030	3.311994	0.0010
GRADF_01*GRADF_03	2418255.	1865922.	1.296011	0.1952
GRADF_02^2	1326.814	101.5346	13.06761	0.0000
GRADF_02*GRADF_03	33333268	2997799.	11.11925	0.0000
GRADF_03^2	1.10E+12	2.68E+10	40.89556	0.0000
R-squared	0.752234	Mean dependent var		15805.85
Adjusted R-squared	0.751050	S.D. dependent var		31642.76
S.E. of regression	15788.10	Akaike info criterion		22.17743
Sum squared resid	3.13E+11	Schwarz criterion		22.20592
Log likelihood	-13998.05	Hannan-Quinn criter.		22.18813
F-statistic	635.5501	Durbin-Watson stat		1.931596
Prob(F-statistic)	0.000000			

3. ARIMA([10],1,[4]) pada Saham PT. Z

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	737.4421	Prob. F(6,1256)	0.0000
Obs*R-squared	983.7490	Prob. Chi-Square(6)	0.0000
Scaled explained SS	2088.859	Prob. Chi-Square(6)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 06/26/20 Time: 15:26

Sample: 2/03/2015 1/30/2020

Included observations: 1263

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	32040.26	1661.105	19.28852	0.0000
GRADF_01^2	1362.984	207.2732	6.575785	0.0000
GRADF_01*GRADF_02	-2375.887	630.7792	-3.766590	0.0002
GRADF_01*GRADF_03	-6285664.	20496305	-0.306673	0.7591
GRADF_02^2	5913.918	371.3444	15.92570	0.0000
GRADF_02*GRADF_03	-24572339	35472969	-0.692706	0.4886
GRADF_03^2	5.46E+13	1.17E+12	46.66403	0.0000
R-squared	0.778899	Mean dependent var	58071.90	
Adjusted R-squared	0.777842	S.D. dependent var	120004.7	
S.E. of regression	56562.53	Akaike info criterion	24.72961	
Sum squared resid	4.02E+12	Schwarz criterion	24.75810	
Log likelihood	-15609.75	Hannan-Quinn criter.	24.74031	
F-statistic	737.4421	Durbin-Watson stat	1.986086	
Prob(F-statistic)	0.000000			

LAMPIRAN N
Output Estimasi Parameter Model ARCH/GARCH
PT. X

1. Model ARIMA([3],1,[1]) GARCH(0,1,[1])

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 06/27/20 Time: 09:37
 Sample (adjusted): 2/06/2015 1/30/2020
 Included observations: 1260 after adjustments
 Convergence achieved after 36 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2/05/2015
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)²*(RESID(-1)<0) + C(5)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.093779	0.025620	-3.660343	0.0003
MA(1)	-0.108129	0.024855	-4.350383	0.0000
Variance Equation				
C	2357.996	724.8242	3.253198	0.0011
RESID(-1) ² *(RESID(-1)<0)	0.095029	0.024393	3.895749	0.0001
GARCH(-1)	0.825392	0.048381	17.06034	0.0000
R-squared	0.021818	Mean dependent var		0.932540
Adjusted R-squared	0.021040	S.D. dependent var		136.9884
S.E. of regression	135.5396	Akaike info criterion		12.63915
Sum squared resid	23110711	Schwarz criterion		12.65954
Log likelihood	-7957.664	Hannan-Quinn criter.		12.64681
Durbin-Watson stat	2.013453			
Inverted AR Roots	.23+.39i	.23-.39i		-.45
Inverted MA Roots	.11			

2. Model ARIMA([3],1,[1]) GARCH([1],1,0)

Dependent Variable: D(UNVR)

Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)

Date: 06/27/20 Time: 09:38

Sample (adjusted): 2/06/2015 1/30/2020

Included observations: 1260 after adjustments

Convergence achieved after 22 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

MA Backcast: 2/05/2015

Presample variance: backcast (parameter = 0.7)

GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.097995	0.023518	-4.166822	0.0000
MA(1)	-0.109313	0.029059	-3.761719	0.0002
Variance Equation				
C	15044.87	606.2600	24.81587	0.0000
RESID(-1)^2	0.117708	0.037108	3.172015	0.0015
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.161137	0.063644	2.531835	0.0113
R-squared	0.021863	Mean dependent var	0.932540	
Adjusted R-squared	0.021086	S.D. dependent var	136.9884	
S.E. of regression	135.5365	Akaike info criterion	12.63394	
Sum squared resid	23109636	Schwarz criterion	12.65433	
Log likelihood	-7954.383	Hannan-Quinn criter.	12.64160	
Durbin-Watson stat	2.011600			
Inverted AR Roots	.23+.40i	.23-.40i	-.46	
Inverted MA Roots	.11			

3. Model ARIMA([3],1,[1]) GARCH([1],1,[1])

Dependent Variable: D(UNVR)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 06/27/20 Time: 09:39
 Sample (adjusted): 2/06/2015 1/30/2020
 Included observations: 1260 after adjustments
 Convergence achieved after 26 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2/05/2015
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) +
 C(6)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.104546	0.028907	-3.616659	0.0003
MA(1)	-0.134347	0.029733	-4.518388	0.0000

Variance Equation				
C	2328.312	430.3448	5.410340	0.0000
RESID(-1)^2	0.117267	0.022658	5.175565	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.016880	0.027753	0.608209	0.5430
GARCH(-1)	0.749903	0.035770	20.96454	0.0000

R-squared	0.021803	Mean dependent var	0.932540
Adjusted R-squared	0.021026	S.D. dependent var	136.9884
S.E. of regression	135.5406	Akaike info criterion	12.60265
Sum squared resid	23111053	Schwarz criterion	12.62712
Log likelihood	-7933.666	Hannan-Quinn criter.	12.61184
Durbin-Watson stat	1.963560		

Inverted AR Roots	.24+.41i	.24-.41i	-.47
Inverted MA Roots	.13		

LAMPIRAN O
Output Estimasi Parameter Model ARCH/GARCH
PT. Y

1. Model ARIMA([6],1,[3]) GARCH(0,1,[1])

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 06/27/20 Time: 09:44
 Sample (adjusted): 2/11/2015 1/30/2020
 Included observations: 1257 after adjustments
 Convergence achieved after 38 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2/06/2015 2/10/2015
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)*2*(RESID(-1)<0) + C(5)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(6)	0.063248	0.025869	2.444931	0.0145
MA(3)	-0.083998	0.030796	-2.727560	0.0064
Variance Equation				
C	235.0901	50.21212	4.681939	0.0000
RESID(-1)*2*(RESID(-1)<0)	0.051511	0.008204	6.279040	0.0000
GARCH(-1)	0.960733	0.005777	166.3067	0.0000
R-squared	0.013774	Mean dependent var		0.437550
Adjusted R-squared	0.012988	S.D. dependent var		126.5833
S.E. of regression	125.7586	Akaike info criterion		12.44558
Sum squared resid	19848105	Schwarz criterion		12.46602
Log likelihood	-7817.050	Hannan-Quinn criter.		12.45326
Durbin-Watson stat	2.068869			
Inverted AR Roots	.63	.32-.55i	.32+.55i	-.32-.55i
	-.32+.55i	-.63		
Inverted MA Roots	.44	-.22+.38i	-.22-.38i	

2. Model ARIMA([6],1,[3]) GARCH([1],1,0)

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 06/27/20 Time: 09:45
 Sample (adjusted): 2/11/2015 1/30/2020
 Included observations: 1257 after adjustments
 Convergence achieved after 21 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2/06/2015 2/10/2015
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(6)	0.067877	0.024675	2.750878	0.0059
MA(3)	-0.111385	0.026127	-4.263215	0.0000
Variance Equation				
C	13547.97	498.0855	27.20010	0.0000
RESID(-1)^2	0.072173	0.031671	2.278872	0.0227
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.150790	0.057937	2.602635	0.0093
R-squared	0.013639	Mean dependent var		0.437550
Adjusted R-squared	0.012853	S.D. dependent var		126.5833
S.E. of regression	125.7672	Akaike info criterion		12.48605
Sum squared resid	19850816	Schwarz criterion		12.50648
Log likelihood	-7842.480	Hannan-Quinn criter.		12.49373
Durbin-Watson stat	2.071526			
Inverted AR Roots	.64	.32+.55i	.32-.55i	-.32-.55i
	-.32+.55i	-.64		
Inverted MA Roots	.48	-.24-.42i	-.24+.42i	

3. Model ARIMA([6],1,[3]) GARCH([1],1,[1])

Dependent Variable: D(INDF)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 06/27/20 Time: 09:45
 Sample (adjusted): 2/11/2015 1/30/2020
 Included observations: 1257 after adjustments
 Convergence achieved after 54 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2/06/2015 2/10/2015
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) +
 C(6)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(6)	0.052631	0.026463	1.988884	0.0467
MA(3)	-0.085054	0.032075	-2.651723	0.0080
Variance Equation				
C	234.7835	49.88025	4.706944	0.0000
RESID(-1)^2	0.018329	0.006144	2.983475	0.0028
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.029568	0.009970	2.965791	0.0030
GARCH(-1)	0.953025	0.007295	130.6463	0.0000
R-squared	0.013511	Mean dependent var		0.437550
Adjusted R-squared	0.012725	S.D. dependent var		126.5833
S.E. of regression	125.7753	Akaike info criterion		12.44079
Sum squared resid	19853394	Schwarz criterion		12.46530
Log likelihood	-7813.034	Hannan-Quinn criter.		12.45000
Durbin-Watson stat	2.069721			
Inverted AR Roots	.61	.31+.53i	.31-.53i	-.31-.53i
		-.31+.53i	-.61	
Inverted MA Roots	.44	-.22+.38i	-.22-.38i	

LAMPIRAN P
Output Estimasi Parameter Model ARCH/GARCH
PT. Z

1. Model ARIMA([10],1,[4]) GARCH(0,1,[1])

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 06/27/20 Time: 09:46
 Sample (adjusted): 2/17/2015 1/30/2020
 Included observations: 1253 after adjustments
 Convergence achieved after 29 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2/11/2015 2/16/2015
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)²*(RESID(-1)<0) + C(5)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(10)	0.071247	0.028481	2.501559	0.0124
MA(4)	-0.051906	0.029175	-1.779152	0.0752
Variance Equation				
C	1417.946	309.0441	4.588167	0.0000
RESID(-1) ² *(RESID(-1)<0)	0.068604	0.012442	5.514111	0.0000
GARCH(-1)	0.943831	0.008992	104.9642	0.0000
R-squared	0.009778	Mean dependent var	-1.755786	
Adjusted R-squared	0.008986	S.D. dependent var	242.8920	
S.E. of regression	241.7982	Akaike info criterion	13.74733	
Sum squared resid	73141403	Schwarz criterion	13.76781	
Log likelihood	-8607.700	Hannan-Quinn criter.	13.75503	
Durbin-Watson stat	2.069434			
Inverted AR Roots	.77	.62-.45i	.62+.45i	.24+.73i
	.24-.73i	-.24-.73i	-.24+.73i	-.62-.45i
	-.62+.45i	-.77		
Inverted MA Roots	.48	-.00+.48i	-.00-.48i	-.48

2. Model ARIMA([10],1,[4]) GARCH([1],1,0)

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 06/27/20 Time: 09:47
 Sample (adjusted): 2/17/2015 1/30/2020
 Included observations: 1253 after adjustments
 Convergence achieved after 21 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2/11/2015 2/16/2015
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = $C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1) \leq 0)$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(10)	0.039935	0.023639	1.689410	0.0911
MA(4)	-0.089492	0.025065	-3.570369	0.0004
Variance Equation				
C	49158.51	1757.185	27.97573	0.0000
RESID(-1) ²	0.105730	0.027782	3.805634	0.0001
RESID(-1) ² *(RESID(-1) ≤ 0)	0.116362	0.053709	2.166512	0.0303
R-squared	0.008805	Mean dependent var	-1.755786	
Adjusted R-squared	0.008013	S.D. dependent var	242.8920	
S.E. of regression	241.9169	Akaike info criterion	13.79079	
Sum squared resid	73213257	Schwarz criterion	13.81127	
Log likelihood	-8634.927	Hannan-Quinn criter.	13.79849	
Durbin-Watson stat	2.068938			
Inverted AR Roots	.72	.59+.43i	.59-.43i	.22-.69i
	.22+.69i	-.22-.69i	-.22+.69i	-.59-.43i
	-.59+.43i	-.72		
Inverted MA Roots	.55	.00-.55i	.00+.55i	-.55

3. Model ARIMA([10],1,[4]) GARCH([1],1,[1])

Dependent Variable: D(SMGR)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
 Date: 06/27/20 Time: 09:47
 Sample (adjusted): 2/17/2015 1/30/2020
 Included observations: 1253 after adjustments
 Convergence achieved after 33 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2/11/2015 2/16/2015
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) +
 C(6)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(10)	0.062831	0.029696	2.115762	0.0344
MA(4)	-0.054809	0.031604	-1.734262	0.0829
Variance Equation				
C	1482.194	314.5327	4.712369	0.0000
RESID(-1)^2	0.033940	0.008138	4.170546	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.032178	0.013822	2.328010	0.0199
GARCH(-1)	0.925780	0.010158	91.13545	0.0000
R-squared	0.009781	Mean dependent var		-1.755786
Adjusted R-squared	0.008990	S.D. dependent var		242.8920
S.E. of regression	241.7977	Akaike info criterion		13.73404
Sum squared resid	73141152	Schwarz criterion		13.75862
Log likelihood	-8598.379	Hannan-Quinn criter.		13.74328
Durbin-Watson stat	2.069290			
Inverted AR Roots	.76	.61-.45i	.61+.45i	.23+.72i
	.23-.72i	-.23+.72i	-.23-.72i	-.61-.45i
	-.61+.45i	-.76		
Inverted MA Roots	.48	.00+.48i	-.00-.48i	-.48

LAMPIRAN Q
Hasil Peramalan Harga Saham PT. X

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
03/02/2020	8229.95	10/03/2020	7080.42	17/04/2020	6694.77
04/02/2020	7902.38	11/03/2020	7092.06	20/04/2020	6868.5
05/02/2020	7881.4	12/03/2020	7315.89	21/04/2020	7015.95
06/02/2020	8109.18	13/03/2020	7229.67	22/04/2020	6913.95
07/02/2020	7969.33	16/03/2020	7441.76	23/04/2020	7061.24
10/02/2020	7885.97	17/03/2020	7047.22	24/04/2020	7447.37
11/02/2020	7892.24	18/03/2020	6546.61	27/04/2020	7474.4
12/02/2020	7861.07	19/03/2020	6173.52	28/04/2020	7454.53
13/02/2020	7638.61	20/03/2020	5771.98	29/04/2020	7795.48
14/02/2020	7435.52	23/03/2020	6209.73	30/04/2020	7971.8
17/02/2020	7495.77	24/03/2020	5898.43	04/05/2020	8196.5
18/02/2020	7434.17	26/03/2020	5645.51	05/05/2020	7946.7
19/02/2020	7396.85	27/03/2020	6663.84	06/05/2020	8222.46
20/02/2020	7472.09	30/03/2020	6794.33	08/05/2020	8153.58
21/02/2020	7625.47	31/03/2020	6360.58	11/05/2020	8024.96
24/02/2020	7509.44	01/04/2020	7124.76	12/05/2020	8089.07
25/02/2020	7245.87	02/04/2020	7185.84	13/05/2020	8168.4
26/02/2020	7308.26	03/04/2020	7133.1	14/05/2020	8236.13
27/02/2020	7329.97	06/04/2020	7115.05	15/05/2020	8280.71
28/02/2020	7166.95	07/04/2020	7266.64	18/05/2020	8526.56
02/03/2020	6872.14	08/04/2020	7286.95	19/05/2020	8476.87
03/03/2020	6911.89	09/04/2020	7126.36	20/05/2020	8252.44
04/03/2020	7129.7	13/04/2020	7235.58	26/05/2020	8088.4
05/03/2020	7376.42	14/04/2020	7134.42	27/05/2020	8165.1
06/03/2020	7373.16	15/04/2020	7134.75	28/05/2020	8216.16
09/03/2020	7407.95	16/04/2020	7012.75	29/05/2020	8040.87

LAMPIRAN R
Hasil Peramalan Harga Saham PT. Y

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
03/02/2020	7906.17	10/03/2020	6382.46	17/04/2020	6027.38
04/02/2020	7696.07	11/03/2020	6799.63	20/04/2020	6260.73
05/02/2020	7746.51	12/03/2020	6852.39	21/04/2020	6259.22
06/02/2020	7770.7	13/03/2020	6618.84	22/04/2020	6258.57
07/02/2020	7681.15	16/03/2020	6882.44	23/04/2020	6301.45
10/02/2020	7847.93	17/03/2020	6402.81	24/04/2020	6497.3
11/02/2020	7740.56	18/03/2020	6126.12	27/04/2020	6335.31
12/02/2020	7665.14	19/03/2020	6119.47	28/04/2020	6278.23
13/02/2020	7008.77	20/03/2020	5664.36	29/04/2020	6493.93
14/02/2020	7002.37	23/03/2020	5772.11	30/04/2020	6679.92
17/02/2020	7220.08	24/03/2020	5358.74	04/05/2020	6523.16
18/02/2020	7143.77	26/03/2020	5021.3	05/05/2020	6569.76
19/02/2020	7081.52	27/03/2020	6009.29	06/05/2020	6537.12
20/02/2020	7008.95	30/03/2020	6797.85	08/05/2020	6505.39
21/02/2020	7303.92	31/03/2020	6271.61	11/05/2020	6643.03
24/02/2020	7213.34	01/04/2020	6251.15	12/05/2020	6517.81
25/02/2020	7173.94	02/04/2020	6369.07	13/05/2020	6319.55
26/02/2020	7230.8	03/04/2020	6857.83	14/05/2020	6330.31
27/02/2020	7022.69	06/04/2020	6648.99	15/05/2020	6590.51
28/02/2020	6912.96	07/04/2020	6654.86	18/05/2020	6583.28
02/03/2020	6511.42	08/04/2020	6548.09	19/05/2020	6471.08
03/03/2020	6685.99	09/04/2020	6243.19	20/05/2020	6737.37
04/03/2020	7163.73	13/04/2020	6418.18	26/05/2020	6432.46
05/03/2020	7146.33	14/04/2020	6412.67	27/05/2020	5992.55
06/03/2020	7151.92	15/04/2020	6446.96	28/05/2020	5627.97
09/03/2020	6920.95	16/04/2020	6412.61	29/05/2020	5708.47

LAMPIRAN S
Hasil Peramalan Harga Saham PT. Z

Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
03/02/2020	12300	10/03/2020	9525	17/04/2020	6650
04/02/2020	12000	11/03/2020	9500	20/04/2020	6475
05/02/2020	12025	12/03/2020	9075	21/04/2020	6300
06/02/2020	12375	13/03/2020	8025	22/04/2020	5900
07/02/2020	12400	16/03/2020	7575	23/04/2020	6900
10/02/2020	12350	17/03/2020	7050	24/04/2020	6900
11/02/2020	12300	18/03/2020	6575	27/04/2020	6700
12/02/2020	12025	19/03/2020	6300	28/04/2020	7150
13/02/2020	11400	20/03/2020	5875	29/04/2020	6950
14/02/2020	11175	23/03/2020	7050	30/04/2020	7350
17/02/2020	11375	24/03/2020	6575	04/05/2020	7950
18/02/2020	11575	26/03/2020	6125	05/05/2020	7525
19/02/2020	11775	27/03/2020	6800	06/05/2020	7500
20/02/2020	11750	30/03/2020	7975	08/05/2020	7450
21/02/2020	11775	31/03/2020	7425	11/05/2020	7450
24/02/2020	11600	01/04/2020	7625	12/05/2020	8000
25/02/2020	11250	02/04/2020	7700	13/05/2020	8100
26/02/2020	11200	03/04/2020	7500	14/05/2020	8225
27/02/2020	11000	06/04/2020	7700	15/05/2020	8575
28/02/2020	10875	07/04/2020	8125	18/05/2020	8525
02/03/2020	10475	08/04/2020	8100	19/05/2020	8600
03/03/2020	10400	09/04/2020	7925	20/05/2020	8500
04/03/2020	10925	13/04/2020	8100	26/05/2020	8525
05/03/2020	11200	14/04/2020	7700	27/05/2020	8575
06/03/2020	11100	15/04/2020	7650	28/05/2020	9250
09/03/2020	10800	16/04/2020	7125	29/05/2020	9600

LAMPIRAN T
Nilai *Return* Berdasarkan Hasil Prediksi Harga Saham PT.

X

Tanggal	Return	Tanggal	Return
03/02/2020	-0.001450514	10/03/2020	-0.044213446
04/02/2020	-0.039801933	11/03/2020	0.001643829
05/02/2020	-0.002655781	12/03/2020	0.031561361
06/02/2020	0.028901475	13/03/2020	-0.011785984
07/02/2020	-0.017246625	16/03/2020	0.029336202
10/02/2020	-0.010459982	17/03/2020	-0.053017438
11/02/2020	0.000795591	18/03/2020	-0.071035995
12/02/2020	-0.003949956	19/03/2020	-0.056990565
13/02/2020	-0.028297943	20/03/2020	-0.065041229
14/02/2020	-0.026587939	23/03/2020	0.07583946
17/02/2020	0.008103133	24/03/2020	-0.050130392
18/02/2020	-0.008217435	26/03/2020	-0.042878529
19/02/2020	-0.005020867	27/03/2020	0.180377907
20/02/2020	0.010172035	30/03/2020	0.019582403
21/02/2020	0.020527325	31/03/2020	-0.063840253
24/02/2020	-0.015216896	01/04/2020	0.120141993
25/02/2020	-0.03509838	02/04/2020	0.008573488
26/02/2020	0.008611531	03/04/2020	-0.007339574
27/02/2020	0.00297061	06/04/2020	-0.002530457
28/02/2020	-0.02224087	07/04/2020	0.021305408
02/03/2020	-0.041133961	08/04/2020	0.002795929
03/03/2020	0.005783202	09/04/2020	-0.022038838
04/03/2020	0.031512089	13/04/2020	0.015325781
05/03/2020	0.034605548	14/04/2020	-0.01398023
06/03/2020	-0.000442491	15/04/2020	4.55538E-05
09/03/2020	0.004718738	16/04/2020	-0.017098439

LAMPIRAN T LANJUTAN

Tanggal	Return
17/04/2020	-0.045343397
20/04/2020	0.025950257
21/04/2020	0.021466984
22/04/2020	-0.014538308
23/04/2020	0.02130404
24/04/2020	0.054683015
27/04/2020	0.003628528
28/04/2020	-0.002657874
29/04/2020	0.045736894
30/04/2020	0.022619016
04/05/2020	0.028186601
05/05/2020	-0.030475935
06/05/2020	0.034700298
08/05/2020	-0.008376572
11/05/2020	-0.015774664
12/05/2020	0.007988948
13/05/2020	0.009806316
14/05/2020	0.008291958
15/05/2020	0.005412859
18/05/2020	0.029689849
19/05/2020	-0.005828375
20/05/2020	-0.026474643
26/05/2020	-0.019878717
27/05/2020	0.009482968
28/05/2020	0.006253569
29/05/2020	-0.021334665

LAMPIRAN U
Nilai *Return* Berdasarkan Hasil Prediksi Harga Saham PT.
Y

Tanggal	Return	Tanggal	Return
03/02/2020	-0.001708397	10/03/2020	-0.077804826
04/02/2020	-0.026574298	11/03/2020	0.065361758
05/02/2020	0.006553213	12/03/2020	0.007759538
06/02/2020	0.003123344	13/03/2020	-0.034083417
07/02/2020	-0.011524443	16/03/2020	0.039825401
10/02/2020	0.021713681	17/03/2020	-0.069688812
11/02/2020	-0.013682327	18/03/2020	-0.04321462
12/02/2020	-0.009743228	19/03/2020	-0.001085027
13/02/2020	-0.085630291	20/03/2020	-0.074370354
14/02/2020	-0.000913855	23/03/2020	0.019021387
17/02/2020	0.031091496	24/03/2020	-0.071614775
18/02/2020	-0.010568444	26/03/2020	-0.062969875
19/02/2020	-0.008714301	27/03/2020	0.196760877
20/02/2020	-0.01024794	30/03/2020	0.131222758
21/02/2020	0.042084763	31/03/2020	-0.077412723
24/02/2020	-0.012401697	01/04/2020	-0.003262321
25/02/2020	-0.00546238	02/04/2020	0.018863892
26/02/2020	0.007926331	03/04/2020	0.076740246
27/02/2020	-0.028781186	06/04/2020	-0.030453347
28/02/2020	-0.015625639	07/04/2020	0.000882991
02/03/2020	-0.058084712	08/04/2020	-0.016044212
03/03/2020	0.026809675	09/04/2020	-0.046562593
04/03/2020	0.071454671	13/04/2020	0.028028286
05/03/2020	-0.00242932	14/04/2020	-0.000858187
06/03/2020	0.00078278	15/04/2020	0.005347226
09/03/2020	-0.03229579	16/04/2020	-0.005328867

LAMPIRAN U LANJUTAN

Tanggal	<i>Return</i>
17/04/2020	-0.060073861
20/04/2020	0.038715852
21/04/2020	-0.000240866
22/04/2020	-0.000104326
23/04/2020	0.006850926
24/04/2020	0.031079846
27/04/2020	-0.024930837
28/04/2020	-0.009010448
29/04/2020	0.034357784
30/04/2020	0.028639189
04/05/2020	-0.023467364
05/05/2020	0.007145162
06/05/2020	-0.004968824
08/05/2020	-0.004854125
11/05/2020	0.021158308
12/05/2020	-0.018850431
13/05/2020	-0.030418207
14/05/2020	0.001703287
15/05/2020	0.041104142
18/05/2020	-0.001098094
19/05/2020	-0.017043035
20/05/2020	0.041150801
26/05/2020	-0.045256552
27/05/2020	-0.068388487
28/05/2020	-0.060838698
29/05/2020	0.014302665

LAMPIRAN V
Nilai *Return* Berdasarkan Hasil Prediksi Harga Saham PT.

Z

Tanggal	Return	Tanggal	Return
03/02/2020	0	10/03/2020	-0.118055556
04/02/2020	-0.024390244	11/03/2020	-0.002624672
05/02/2020	0.002083333	12/03/2020	-0.044736842
06/02/2020	0.029106029	13/03/2020	-0.115702479
07/02/2020	0.002020202	16/03/2020	-0.056074766
10/02/2020	-0.004032258	17/03/2020	-0.069306931
11/02/2020	-0.004048583	18/03/2020	-0.067375887
12/02/2020	-0.022357724	19/03/2020	-0.041825095
13/02/2020	-0.051975052	20/03/2020	-0.067460317
14/02/2020	-0.019736842	23/03/2020	0.2
17/02/2020	0.017897092	24/03/2020	-0.067375887
18/02/2020	0.017582418	26/03/2020	-0.068441065
19/02/2020	0.017278618	27/03/2020	0.110204082
20/02/2020	-0.002123142	30/03/2020	0.172794118
21/02/2020	0.00212766	31/03/2020	-0.068965517
24/02/2020	-0.014861996	01/04/2020	0.026936027
25/02/2020	-0.030172414	02/04/2020	0.009836066
26/02/2020	-0.004444444	03/04/2020	-0.025974026
27/02/2020	-0.017857143	06/04/2020	0.026666667
28/02/2020	-0.011363636	07/04/2020	0.055194805
02/03/2020	-0.036781609	08/04/2020	-0.003076923
03/03/2020	-0.007159905	09/04/2020	-0.021604938
04/03/2020	0.050480769	13/04/2020	0.022082019
05/03/2020	0.025171625	14/04/2020	-0.049382716
06/03/2020	-0.008928571	15/04/2020	-0.006493506
09/03/2020	-0.027027027	16/04/2020	-0.068627451

LAMPIRAN V LANJUTAN

Tanggal	Return
17/04/2020	-0.066666667
20/04/2020	-0.026315789
21/04/2020	-0.027027027
22/04/2020	-0.063492063
23/04/2020	0.169491525
24/04/2020	0
27/04/2020	-0.028985507
28/04/2020	0.067164179
29/04/2020	-0.027972028
30/04/2020	0.057553957
04/05/2020	0.081632653
05/05/2020	-0.053459119
06/05/2020	-0.003322259
08/05/2020	-0.006666667
11/05/2020	0
12/05/2020	0.073825503
13/05/2020	0.0125
14/05/2020	0.015432099
15/05/2020	0.042553191
18/05/2020	-0.005830904
19/05/2020	0.008797654
20/05/2020	-0.011627907
26/05/2020	0.002941176
27/05/2020	0.005865103
28/05/2020	0.078717201
29/05/2020	0.037837838

BIODATA PENULIS



RIZKHA PUTRI DWIYANI, dilahirkan di Jakarta pada hari Sabtu tanggal 7 Februari 1998 dengan selamat. Anak bungsu dari dua bersaudara dari pasangan Bibit Sucipto dan Ami. Penulis menempuh Pendidikan mulai dari tahun 2002 – 2004 di TK Islam Ar-Rahman, kemudian tahun 2004 – 2010 di SDN Cipayung 04 Pagi, tahun 2010 – 2013 di SMPN 222 Jakarta, tahun 2013 – 2016 di SMAN 62 Jakarta. Dari tahun 2016 sampai saat ini, penulis sedang menempuh

Pendidikan S1 di Departemen Matematika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Di Departemen Matematika ITS, penulis mengambil rumpun minat Matematika Terapan yang terdiri atas Pemodelan Matematika dan Riset Operasi dan Pengolahan Data. Selama perkuliahan penulis aktif mengikuti organisasi kemahasiswaan, antara lain sebagai Staff INAF HIMATIKA ITS 2017/2018 dan Sekretaris INAF HIMATIKA ITS 2018/2019.

Apabila ingin memberikan kritik dan saran mengenai Laporan Kerja Praktik ini, dapat menghubungi melalui *e-mail* prizkha.rpd@gmail.com. Terimakasih dan semoga bermanfaat.