

**PENERAPAN METODE *BOOTSTRAP* DALAM
MENGONSTRUKSI INTERVAL KONFIDENSI PREDIKSI
HARGA SAHAM SYARIAH DENGAN MODEL ARMA-GARCH**

SKRIPSI

Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna Memperoleh
Gelar Sarjana Matematika
dalam Ilmu Matematika



Oleh : **WIWIT YULIANI**
NIM : 2108046038

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
SEMARANG
2025

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : WIWIT YULIANI
NIM : 2108046038
Jurusan/Program Studi : MATEMATIKA/MATEMATIKA

menyatakan bahwa skripsi yang berjudul :

**PENERAPAN METODE *BOOTSTRAP* DALAM MENGONSTRUKSI
INTERVAL KONFIDENSI PREDIKSI HARGA SAHAM SYARIAH
DENGAN MODEL ARMA-GARCH**

secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya saya sendiri,
kecuali bagian tertentu yang dirujuk sumbernya.

Semarang, 8 April 2025
Pembuat pernyataan,



WIWIT YULIANI
NIM : 2108046038



KEMENTERIAN AGAMA R.I.
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Prof. Dr. Hamka (Kampus II) Ngaliyan Semarang
Telp. 024-7601295 Fax. 7615387

PENGESAHAN

Naskah skripsi berikut ini :

Judul : **PENERAPAN METODE *BOOTSTRAP* DALAM
MENGONSTRUKSI INTERVAL KONFIDENSI
PREDIKSI HARGA SAHAM SYARIAH DENGAN
MODEL ARMA-GARCH**

Penulis : WIWIT YULIANI

NIM : 2108046038

Jurusan : MATEMATIKA

Telah diujikan dalam sidang *tugas akhir* oleh Dewan Penguji
Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo dan dapat diterima
sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana dalam Ilmu
MATEMATIKA.

Semarang, 29 April 2025

DEWAN PENGUJI

Penguji I

Ariska Kurnia Rachmawati, M.Sc.

NIP : 198908112019032010

Penguji II

Aini Fitriyah, M.Sc.

NIP : 198909292019032021

Penguji III,

Ayus Riana Isnawati, M.Sc.

NIP : 198510192019032014

Penguji IV,

Emy Siswanah, M.Sc.

NIP : 198702022011012014

Eva Khoirun Nisa, M.Si.

NIP : 198701022019032010



NOTA DINAS

Semarang, 8 April 2025

Yth. Ketua Program Studi MATEMATIKA
Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Walisongo Semarang

Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul : PENERAPAN METODE BOOTSTRAP DALAM
MENGONSTRUKSI INTERVAL KONFIDENSI
PREDIKSI HARGA SAHAM SYARIAH DENGAN
MODEL ARMA-GARCH
Nama : WIWIT YULIANI
NIM : 2108046038
Jurusan : MATEMATIKA

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo untuk diujikan dalam Sidang Munaqasyah.

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Pembimbing I,



Eva Khoirun Nisa, M.Si.

NIP : 198701022019032010

ABSTRAK

Dalam rangka meningkatkan jumlah investor pada saham syariah, diperlukan informasi yang akurat dalam proses pengambilan keputusan investasi. Prediksi harga saham merupakan aspek yang penting dalam analisis pasar keuangan terutama untuk membantu investor dalam mengambil keputusan investasi yang tepat. Namun, dalam mengestimasi suatu nilai prediksi seringkali mengalami ketidakpastian akibat pergerakan harga saham, sehingga membuat prediksi menjadi kurang akurat. Dalam hal ini, interval konfidensi menjadi salah satu solusi untuk memprediksi suatu nilai dalam bentuk suatu rentang. Penelitian ini bertujuan untuk mengonstruksi interval konfidensi dengan metode *bootstrap* persentil dari hasil prediksi harga saham syariah dengan mempertimbangkan unsur volatilitas melalui model ARMA-GARCH. Hasil yang diperoleh adalah pendekatan terbaik diberikan oleh pengulangan *bootstrap* $B=2000$ kali karena mempunyai standar deviasi terkecil pada tingkat kepercayaan 90%. Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) sebagai model terbaik yang dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil sangat baik dalam memodelkan data harga saham syariah dengan tingkat akurasi sebesar 96,327%.

Kata kunci : *Bootstrap*, Interval Konfidensi, ARMA-GARCH, Saham Syariah

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "**Penerapan Metode *Bootstrap* Dalam Mengonstruksi Interval Konfidensi Prediksi Harga Saham Syariah Dengan Model ARMA-GARCH**" ini dengan baik. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan studi pada program Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis mendapatkan banyak bantuan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Nizar Ali, M.Ag., selaku Rektor UIN Walisongo Semarang.
2. Prof. Dr. Musahadi, M.Ag., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Any Muanalifah, M.Si., Ph.D., selaku Ketua Program Studi Matematika.
4. Eva Khoirun Nisa, M.Si., selaku Pembimbing yang telah memberikan waktu, tenaga, arahan, serta masukan yang sangat berharga dalam membimbing penulis sampai skripsi ini selesai.
5. Seftina Diyah Miasary, M.Sc., selaku Dosen Wali yang telah membimbing penulis sepanjang masa studi di Program Studi

Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Walisongo Semarang.

6. Seluruh Dosen Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Walisongo Semarang yang telah memberikan ilmu-ilmunya kepada peneliti.
7. Kedua orang tua peneliti, Bapak Wiji dan Ibu Ismartini yang selalu memberikan doa, dukungan moral, dan materi yang tiada henti, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
8. Teman-teman Matematika Angkatan 2021 yang selalu menemani penulis selama di bangku perkuliahan.
9. Teman-teman Chindo Jawa: Hanna, Nabila, Frishca, Desti, Fina, Salsa, Anam, Fadhil, Apif, Jafar, dan Adnan yang telah mewarnai kehidupan penulis selama di perkuliahan.
10. Semua Pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah memberikan dukungan, motivasi, serta inspirasi dalam proses penyusunan skripsi ini.

Penulis menyadari skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan dan pengembangan ilmu di masa mendatang. Akhir kata, semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca dan menjadi kontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan di bidang Matematika.

Semarang, 6 Maret 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PERNYATAAN KEASLIAN	ii
PENGESAHAN	iii
NOTA PEMBIMBING I	iv
ABSTRAK	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang Masalah	1
B. Rumusan Masalah	6
C. Batasan Masalah	6
D. Tujuan Penelitian	7
E. Manfaat Penelitian	7
BAB II LANDASAN TEORI	8
A. Metode <i>Bootstrap</i>	8
B. <i>Time Series</i>	10
C. Stasioneritas	10
1. <i>Autocorrelation Function (ACF)</i>	12
2. <i>Partial Autocorrelation Function (PACF)</i>	13
3. <i>Uji Augmented Dickey Fuller (ADF)</i>	13
D. Model <i>Time Series</i>	15
1. Model <i>Autoregressive (AR)</i>	15
2. Model <i>Moving Average (MA)</i>	16
3. Model <i>Autoregressive Moving Average (ARMA)</i>	17
4. Model <i>ARCH</i>	18
5. Model <i>GARCH</i>	19
E. Tahapan Pembentukan Model <i>ARMA-GARCH</i>	21

F.	Interval Konfidensi <i>Bootstrap</i> Pada Model ARMA-GARCH	31
G.	Tingkat Akurasi Metode <i>Bootstrap</i> dalam Model ARMA-GARCH	33
H.	Saham Syariah.....	34
BAB III Metode Penelitian		37
A.	Langkah-Langkah Penelitian	37
B.	Diagram Alur Penelitian	40
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN		42
A.	Deskripsi Hasil Penelitian.....	42
B.	Uji Stasioneritas dari Data <i>Training</i>	43
C.	Pembentukan Model ARMA(p,q)	47
1.	Identifikasi Model	47
2.	Estimasi Parameter Model Terpilih	49
3.	Diagnosis Model	54
D.	Pembentukan Model GARCH(s,r)	58
1.	Identifikasi Model	58
2.	Estimasi Parameter	60
E.	Prediksi Harga Saham Syariah dari Data <i>Testing</i>	62
F.	<i>Bootstrap Resampling</i>	67
G.	Interval Konfidensi <i>Bootstrap</i> Pada Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1)	76
H.	Prediksi Harga Saham Syariah Masa Depan	81
BAB V PENUTUP		85
A.	Kesimpulan	85
B.	Saran	86
DAFTAR PUSTAKA		87
Lampiran-lampiran.....		95

DAFTAR TABEL

Tabel	Judul	Halaman
Tabel 2.1	Perilaku Teoritis Plot Fungsi ACF/PACF	22
Tabel 2.2	Interpretasi Akurasi MAPE	34
Tabel 4.1	Uji Stasioneritas Melalui Uji ADF	44
Tabel 4.2	Uji ADF Pada Data <i>Return</i> Saham	47
Tabel 4.3	Estimasi Parameter Kandidat Model Terpilih	50
Tabel 4.4	Nilai AIC Model ARMA(2,2)	53
Tabel 4.5	Uji Normalitas Residual Model ARMA (2,2)	56
Tabel 4.6	Uji Autokorelasi Residual Model ARMA (2,2)	57
Tabel 4.7	Uji Unsur <i>ARCH</i> Residual Model ARMA (2,2)	58
Tabel 4.8	Estimasi Parameter Model GARCH	61
Tabel 4.9	Ringkasan Nilai Aktual dan Prediksi Harga Saham ISSI	66
Tabel 4.10	Residual Model ARMA(2,2)	68
Tabel 4.11	Estimasi Heteroskedastisitas Model GARCH(1,1)	70
Tabel 4.12	Estimasi Bias yang Distandarisasi Model ARMA-GARCH	73
Tabel 4.13	Sampel <i>Bootstrap</i> Pengulangan <i>B</i> -kali Model ARMA-GARCH	74
Tabel 4.14	Estimasi Parameter Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) dari Sampel <i>Bootstrap</i> Pengulangan <i>B</i> -kali	75

Tabel 4.15	Nilai <i>Mean</i> dan Standar Deviasi (SD) dari <i>Length</i> Interval Konfidensi Metode <i>Bootstrap</i> Persentil	79
Tabel 4.16	Data Harga Saham Syariah Aktual, Prediksi dan Interval Konfidensi Tingkan Kepercayaan 90%, 95%, dan 99% Pendekatan Metode <i>Bootstrap</i> Persentil $B = 2000$	81
Tabel 4.17	Prediksi Harga Saham Syariah dan Interval Konfidensi Periode 80 Hari ke Depan	83

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
Gambar 2.1	Plot data <i>time sries</i> yang stasioner	11
Gambar 2.2	(a) Plot ACF tidak Stasioner (b) Plot ACF Stasioner	12
Gambar 2.3	(a) Plot PACF tidak Stasioner (b) Plot PACF Stasioner	13
Gambar 2.4	Plot EACF Model ARMA(1,1)	24
Gambar 3.1	Diagram Alur Penelitian	40
Gambar 4.1	Plot Data Harga Saham Penutupan Indeks Saham Syariah Indonesia Periode 02 Januari 2020 – 30 September 2024	43
Gambar 4.2	Plot ACF Data Harga Saham Penutupan ISSI	45
Gambar 4.3	Plot <i>Return</i> Data Harga Saham ISSI	46
Gambar 4.4	Plot ACF dan PACF Data <i>Return</i> Harga Saham ISSI	48
Gambar 4.5	Plot EACF Data <i>Return</i> Saham ISSI	48
Gambar 4.6	Plot BIC Data <i>Return</i> Saham ISSI	49
Gambar 4.7	Plot Residual Model ARMA (2,2)	54
Gambar 4.8	Histogram dan Normal QQ-Plot Residual Model ARMA(2,2)	55
Gambar 4.9	Plot ACF dan PACF Galat Kuadrat Model ARMA(2,2)	59
Gambar 4.10	Plot Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi <i>Return</i> Harga Saham ISSI	64

Gambar 4.11	Plot Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi Harga Saham ISSI	65
Gambar 4.12	Plot Interval Konfidensi Metode <i>Bootstrap</i> $B=1000$ kali, tingkat kepercayaan 90%,95%, dan 99%	77
Gambar 4.13	Plot Interval Konfidensi Metode <i>Bootstrap</i> $B=2000$ kali, tingkat kepercayaan 90%,95%, dan 99%	77
Gambar 4.14	Plot Interval Konfidensi Metode <i>Bootstrap</i> $B=3000$ kali, tingkat kepercayaan 90%,95%, dan 99%	77
Gambar 4.15	Plot Interval Konfidensi Prediksi Harga Saham Pada 80 Periode Hari ke Depan	82

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Tabel Data Harga Saham ISSI Periode 02 Januari 2020 - 30 Desember 2024	95
Lampiran 2 Tabel Nilai Estimasi Model ARMA(2,2) Data <i>Training</i>	101
Lampiran 3 Tabel Nilai Estimasi Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) Data <i>Training</i>	106
Lampiran 4 Tabel Perbandingan Data Aktual dan Nilai Prediksi Harga Saham ISSI Data <i>Testing</i> Periode 01 Oktober - 30 Desember 2024	116
Lampiran 5 Tabel Estimasi Bias Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1)	117
Lampiran 6 Tabel Interval Konfidensi Tingkat Kepercayaan 90%, 95%, dan 99% Pendekatan Metode <i>Bootstrap</i> Persentil $B=2000$ kali Prediksi Harga Saham ISSI Periode 01 Oktober – 30 Desember 2024.	123
Lampiran 7 Tabel Interval Konfidensi Tingkat Kepercayaan 90%, 95%, dan 99% Pendekatan Metode <i>Bootstrap</i> Persentil $B=2000$ kali Prediksi Harga Saham ISSI 80 Hari Ke Depan (Periode 02 Januari – 23 April 2025).	125
Lampiran 8 Hasil Uji Statistik Deskriptif, Uji Stasioneritas, dan Identifikasi Model	128

Lampiran 9	Hasil Estimasi Parameter Kandidat Model ARMA(p,q)	129
Lampiran 10	Uji Normalitas dengan <i>Shapiro Wilks Test</i> , Uji Autokorelasi <i>L-Jung Box Test</i> dan Uji Unsur ARCH	131
Lampiran 11	Pembentukan dan Estimasi Parameter Kandidat Model GARCH(s,r)	132
Lampiran 12	Prediksi Harga Saham Syariah dari Data <i>Testing</i>	134
Lampiran 13	Script <i>Bootstrap Resampling</i>	135
Lampiran 14	Hasil Konstruksi Interval Konfidensi <i>Bootstrap</i> dengan $B=2000$ kali Pada Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1)	136

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Estimasi parameter membantu memahami perilaku data dan membuat prediksi dari data sampel yang ada. Namun, estimasi parameter sering dipengaruhi oleh variabilitas data dan asumsi distribusi yang menyebabkan ketidakpastian dalam hasil prediksi. Metode *resampling* seperti *bootstrap*, *Jackknife*, *Permutation Test*, dan *Cross-Validation* hadir untuk mengatasi ini. Melalui pengambilan sampel ulang dari data, metode ini melakukan banyak iterasi untuk menghasilkan estimasi statistik yang lebih stabil (Yu, 2003).

Salah satu metode *resampling* yang sering digunakan dalam penelitian adalah metode *bootstrap* yang memiliki fleksibilitas tinggi karena tidak membutuhkan asumsi distribusi populasi, sehingga dapat digunakan berbagai jenis data termasuk data yang tidak memenuhi asumsi distribusi normal atau distribusi kompleks lainnya (Chernick et al., 2011). Metode *bootstrap* bekerja dengan mengulang pengambilan sampel dengan pengembalian, sehingga dapat memperkirakan parameter, menghitung varians dan interval konfidensi secara akurat meskipun datanya terbatas, serta juga dapat diterapkan pada model *nonparametrik* (Chernick et al., 2011).

Mempertimbangkan kelebihan yang dimiliki oleh metode *bootstrap*, penggunaan *bootstrap* untuk mengonstruksi interval konfidensi menjadi pilihan yang tepat. Efron (1979) memperkenalkan *bootstrap* sebagai teknik *nonparametrik* dalam

membentuk distribusi empiris yang mencerminkan distribusi sebenarnya dari data, sehingga memungkinkan konstruksi interval konfidensi yang lebih akurat. *Bootstrap* residual juga menghasilkan *standard error* lebih kecil untuk koefisien regresi dibandingkan metode *least square*, yang memberikan interval konfidensi yang sempit (baik) (Prihatmono et al., 2020). Selain itu, metode ini mampu mengoreksi interval konfidensi yang tidak menghitung kesalahan klasifikasi, sehingga mengurangi *mean squared error* saat mengestimasi proporsi (Daughton dan Paul, 2021).

Metode *bootstrap* memiliki penerapan lain, seperti mengestimasi varians dan bias yang ditunjukkan oleh Davison dan Hinkley (1997) yang muncul dari metode estimasi parameter dengan menghasilkan distribusi empiris dari sampel *resampling*. Beaumont dan Emond (2022) menerapkan metode estimasi varians *bootstrap* untuk pengambilan sampel multitahap dan pengambilan sampel dua fase pada sampel *poisson*. Kohavi (1995) menggunakan *bootstrap* untuk validasi model dan memilih model yang optimal. Rabbi et al., (2022) menemukan bahwa *bootstrap* efektif dalam regresi linier meskipun data memiliki *outlier*. Selain itu, Politis et al., (2014) mengaplikasikannya untuk mengukur ketidakpastian prediksi *time series*. Metode *bootstrap* juga digunakan dalam menentukan interval ketidakpastian dalam meramalkan *Value at Risk* (VaR) dan *Expected Shortfall* (ES) melalui distribusi prediksi yang dihasilkan (Makatjane dan Tsoku, 2022).

Dalam mengukur ketidakpastian prediksi *time series*, metode *bootstrap* dapat diterapkan untuk mengonstruksi interval konfidensi terutama pada model ARMA-GARCH. Metode *bootstrap*

dapat mengestimasi ketidakpastian hasil prediksi dengan *resampling* tanpa asumsi distribusi teoritis seperti pada data keuangan yang seringkali fluktuatif dan memiliki volatilitas tinggi yang mempersulit prediksi secara akurat (Thilakaratne et al., 2014).

Model ARMA-GARCH mampu menangkap heteroskedastisitas bersyarat dan memberikan prediksi volatilitas yang lebih akurat, terutama dalam krisis keuangan seperti tahun 2008 dan COVID-19 pada data indeks saham SOFIX, serta model ini fleksibel terhadap distribusi residu, sehingga cocok untuk kondisi pasar yang tidak stabil (Petkov et al., 2024). Model ARMA-GARCH efektif memperkirakan volatilitas multivariat, yang penting untuk analisis risiko dan pengelolaan portofolio dalam data keuangan yang kompleks (Pengfei et al., 2020). Oleh sebab itu, penelitian ini akan menggunakan metode *bootstrap* untuk mengonstruksi interval konfidensi pada model ARMA-GARCH dalam memprediksi harga saham syariah.

Di tengah pesatnya perkembangan pasar saham syariah di Indonesia, jumlah emiten yang memenuhi kriteria syariah masih terbatas. Pada 2024, terdapat sekitar 628 atau 62% dari total Bursa Efek Indonesia (BEI) yang termasuk kategori saham syariah. Namun, jumlah investor syariah baru mencapai 2,6% dari total investor di pasar modal, sehingga ada potensi besar untuk pertumbuhan (Hendrik, 2024). Dalam perkembangan investasi syariah, terdapat berbagai aspek yang memengaruhi keputusan seorang investor muslim dalam mengambil keputusan investasi (Genoveva et al., 2022). Kualitas informasi serta media informasi yang tersedia secara lengkap dan akurat menjadi elemen penting yang berfungsi sebagai dasar dalam proses

pengambilan keputusan (Ningsih, 2021). Selain itu, informasi yang terpercaya dan memadai dapat mendukung investor dalam menentukan pilihan investasi, serta membantu investor pemula dalam menentukan saham syariah yang potensial untuk dijadikan investasi melalui pendekatan statistika berupa prediksi yang telah dilakukan oleh Nisa (Nisa, 2022). Sehingga, hal ini menunjukkan potensi untuk pengembangan pasar saham syariah yang membutuhkan riset dalam meningkatkan akurasi prediksi harga saham.

Harga saham mengalami dinamika yang terus berubah seiring waktu, di mana volatilitas pasar umumnya tercermin melalui pergerakan indeks saham (Hartanto, 2022). Indeks saham berbasis syariah yang dimiliki Indonesia antara lain: Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI), Jakarta Islamic Index (JII), Jakarta Islamic Index 70 (JII70), IDX-MES BUMN 17, dan IDX SHARIA GROWTH (IDXSHAGROW) (IDX, 2024). Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) sebagai indikator pergerakan saham syariah yang menjadi acuan bagi investor dalam berinvestasi secara syariah. Indeks ini dirancang untuk membedakan antara saham syariah dan konvensional (Hartanto, 2022). ISSI cenderung lebih stabil dibandingkan indeks lainnya, karena menerapkan standar evaluasi yang ketat terhadap saham yang termasuk dalam daftar saham syariah. Salah satu kriteria tersebut adalah pembatasan utang berbasis bunga, yang tidak boleh melebihi 45% dari total aset perusahaan. Ketentuan ini diharapkan dapat meningkatkan ketahanan emiten saham syariah terhadap berbagai ketidakpastian dalam perekonomian (Pratitis dan Setiyono, 2021). Oleh karena itu, indeks saham tersebut digunakan dalam penelitian ini.

Harga saham penutupan menjadi acuan utama dalam menilai pergerakan saham selama satu hari perdagangan. Informasi mengenai harga saham penutupan memberikan dasar yang signifikan untuk menentukan harga pembukaan pada hari perdagangan berikutnya. Prediksi harga saham membantu para investor mengambil keputusan investasi yang tepat, mengurangi risiko, dan memaksimalkan keuntungan (Marjuni, 2022). Oleh karena itu, penelitian tentang konstruksi interval konfidensi dalam memprediksi harga saham syariah menjadi penting.

Dalam beberapa tahun terakhir, berbagai penelitian telah mengeksplorasi metode *bootstrap* dalam model *time series* seperti yang dilakukan oleh Ali et al., (2017) meramalkan model ARFIMA-GARCH dan ARMA-GARCH dengan kesalahan heteroskedastisitas bersyarat menunjukkan kinerja cakupan yang baik dalam konstruksi interval. Hutasoit dan Sutarman (2022) menerapkan *bootstrap* untuk menaksir parameter model GARCH pada data *stock return price* PT Fortune Mate Indonesia, menghasilkan nilai residu yang lebih kecil dibandingkan MLE. Selain itu, Chusniyah (2022) menemukan model ARMA(2,1) sebagai model terbaik dengan tingkat akurasi MAPE sebesar 8,4% pada harga saham saat penutupan di PT Kimia Farma Tbk menggunakan metode *bootstrap*.

Berdasarkan latar belakang dan penelitian sebelumnya, peneliti tertarik untuk mengeksplorasi estimasi interval konfidensi yang dihasilkan metode *bootstrap* pada prediksi model ARMA-GARCH untuk mengetahui rentang nilai yang mengandung prediksi sebenarnya dengan tingkat kepercayaan tertentu, dituangkan penulis dalam tugas akhir berjudul "Penerapan Metode *Bootstrap* dalam Mengonstruksi Interval Konfidensi

Prediksi Harga Saham Syariah Dengan Model ARMA-GARCH".

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka diperoleh rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil interval konfidensi terbaik dari pendekatan metode *bootstrap* persentil pada model ARMA-GARCH dalam prediksi harga saham syariah?
2. Bagaimana tingkat akurasi model ARMA-GARCH dengan pendekatan metode *bootstrap* persentil dalam memprediksi harga saham syariah?

C. Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggunakan data harga saham penutupan dari Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) periode 02 Januari 2020 - 30 Desember 2024 yang merupakan data harian.
2. Penelitian ini menggunakan model ARMA-GARCH, dan pendekatan metode *bootstrap* persentil untuk mengonstruksi interval konfidensi prediksi pada model ARMA-GARCH.
3. Sampel *bootstrap* residual diulang sebanyak 1000, 2000, dan 3000 kali pengulangan.

D. Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai penulis adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui hasil interval konfidensi yang terbentuk dari pendekatan metode *bootstrap* persentil pada model ARMA-GARCH dalam prediksi harga saham syariah.
2. Mengetahui tingkat akurasi model ARMA-GARCH dengan pendekatan metode *bootstrap* persentil dalam memprediksi harga saham syariah.

E. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi penulis, lembaga maupun penelitian yang akan datang. Dengan demikian, penulis berharap agar manfaat yang diperoleh adalah sebagai berikut:

1. Bagi penulis, diharapkan penelitian ini dapat memperluas pengetahuan serta pemahaman mengenai penerapan salah satu metode dalam *resampling* dalam mengonstruksi suatu interval konfidensi terutama pada data *time series* serta penerapannya di bidang ekonometrika.
2. Bagi institusi, penelitian ini diharapkan dapat memperkaya studi kepustakaan serta memahami penerapan metode *bootstrap* dalam mengonstruksi interval konfidensi prediksi harga saham syariah dengan model ARMA-GARCH.
3. Bagi penelitian selanjutnya, penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dan sebagai dasar untuk pengembangan lebih lanjut dalam penggunaan metode alternatif lainnya.

BAB II

LANDASAN TEORI

A. Metode *Bootstrap*

Metode *bootstrap* pertama kali diperkenalkan pada tahun 1979 sebagai metode berbasis komputer untuk memperkirakan *standard error* dari $\hat{\theta}$ (Efron dan Tibshirani, 1993). Metode *bootstrap* merupakan bagian dari metode *Monte Carlo nonparametrik* untuk mengestimasi distribusi suatu populasi melalui pengambilan sampel ulang (*resampling*). Dalam metode ini, sampel yang diamati dianggap sebagai populasi terbatas, kemudian dilakukan pengambilan secara acak berulang kali dari sampel tersebut untuk memperkirakan karakteristik populasi dan membuat inferensi tentang populasi data asli (Rizzo, 2019). Metode *bootstrap* bekerja pada data yang sedikit, dan tanpa memperhatikan asumsi distribusinya untuk memperoleh estimasi terbaik. Prinsip metode *bootstrap* adalah *resampling* dengan pengambilan sampel secara berulang dari pengamatan $x_1, x_2, \dots, x_n$ yang ada (Suparman, 2012).

Misalkan $\hat{F}$ adalah distribusi empirik, yang diambil dengan peluang $\frac{1}{n}$ pada setiap nilai yang diamati x_i dengan $i = 1, 2, \dots, n$. Sampel *bootstrap* didefinisikan sebagai suatu sampel acak berukuran n disusun dari $\hat{F}$. Misal sampel *bootstrap* ke- b dengan $b = 1, 2, \dots, B$ yang dinotasikan dengan $x_1^{*(b)}, x_2^{*(b)}, \dots, x_n^{*(b)}$. Sampel *bootstrap* $x_1^{*(b)}, x_2^{*(b)}, \dots, x_n^{*(b)}$ merupakan sampel *random* yang berukuran n yang diambil dengan pengembalian dari populasi $x_1, x_2, \dots, x_n$ (Efron dan Tibshirani, 1993).

Distribusi hasil *resampling* yang diperoleh dengan metode

bootstrap dapat digunakan dalam mengonstruksi interval konfidensi untuk menetapkan batas atas dan bawah dari interval tersebut. Efron memperkenalkan *bootstrap* persentil untuk mengonstruksi interval konfidensi *bootstrap* yang didasarkan pada persentil distribusi *bootstrap* dari suatu statistik. Pendekatan ini mengestimasi interval konfidensi tanpa bergantung pada asumsi distribusi normal (Efron dan Tibshirani, 1993). Asumsi distribusi normal tersebut sering tidak terpenuhi pada data *time series*. Dalam analisis *time series*, metode *bootstrap* memerlukan perhatian khusus karena karakteristik *time series* terdapat ketergantungan antar observasi, di mana nilai pada suatu waktu bergantung pada nilai-nilai sebelumnya. Sehingga, *resampling* yang dilakukan metode *bootstrap* perlu mempertahankan struktur ketergantungan antar observasi (Halim dan Mallian, 2006).

Pada metode *bootstrap*, sampel *bootstrap* memiliki ukuran yang sama dengan sampel asli, yaitu sebanyak n observasi. Beberapa observasi dapat terpilih lebih dari sekali karena pengambilan sampel dilakukan dengan pengembalian. Proses ini diulang sebanyak B kali untuk menghasilkan beberapa set sampel *bootstrap*. Pengulangan ini bertujuan untuk mengestimasi karakteristik statistik dari sampel asli dengan *resampling* berulang (Tong et al., 2016). Berikut merupakan algoritma *bootstrap* secara umum (Mokhtar et al., 2023):

1. Membuat sampel acak dari data sampel asli $x = x_1, x_2, \dots, x_n$.
2. Dari sampel asli, ambil sebanyak n sampel secara acak dengan pengembalian untuk membentuk satu sampel *bootstrap* $x_1^{*(b)}, x_2^{*(b)}, \dots, x_n^{*(b)}$.

3. Lakukan pengambilan sampel ini sebanyak B kali (dengan pengembalian), sehingga setiap sampel *bootstrap* yang dihasilkan juga memiliki ukuran n , $x^{*(b)} = x_1^{*(b)}, x_2^{*(b)}, \dots, x_n^{*(b)}; b = 1, 2, \dots, B$.
4. Hitung parameter dari n sampel $b = 1$, sampai dengan $b = B$.
5. Konstruksi interval konfidensi dari sampel *bootstrap*.

B. *Time Series*

Time series atau deret waktu merupakan serangkaian observasi yang dilakukan secara berurutan dalam kurun waktu tertentu. Ciri data *time series* adalah data observasi dari waktu yang berurutan bersifat terikat satu sama lain. Model *time series* dapat diterapkan di berbagai permasalahan seperti meramalkan nilai-nilai masa depan dari suatu rangkaian waktu serta nilai-nilai saat ini dan masa lalu, menentukan fungsi transfer suatu sistem yang tunduk pada inersia dalam menentukan model masukan dan keluaran dinamis yang dapat menunjukkan pengaruh rangkaian masukan tertentu pada suatu keluaran sistem. Model *time series* juga dapat digunakan dalam pengujian hubungan antar beberapa variabel *time series* dan menentukan model dinamis multivariat yang tepat untuk mewakili hubungan gabungan antar variabel dari waktu ke waktu (Box et al., 2015).

C. Stasioneritas

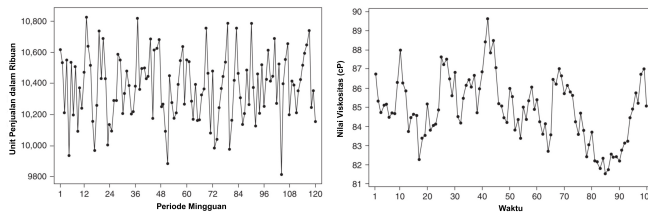
Asumsi yang sangat penting dalam *time series* adalah stasioneritas, dimana suatu model sifat probabilistik statistiknya tidak berubah seiring waktu. Sifat-sifat statistik yang dibatasi

hanya bergantung pada momen orde pertama dan kedua dari *time series* $\{Y_t\}$, dapat diperoleh definisi berikut (Brockwell dan Davis, 2001).

Definisi 1 Misalkan $\{Y_t\}$ suatu *time series* dengan $E(Y_t^2) < \infty$. Fungsi rata-rata dari $\{Y_t\}$ adalah

$$\mu_y(t) = E(Y_t) \quad (2.1)$$

dimana $\mu_y(t)$ merupakan nilai rata-rata serta $E(Y_t)$ sebagai nilai harapan dari variabel acak Y pada waktu t . Stasioneritas dalam suatu data merujuk pada kondisi di mana data tidak menunjukkan kecenderungan meningkat maupun menurun seiring waktu. Suatu data dikategorikan stasioner apabila fluktuasi nilainya berada disekitar rata-rata (*mean*) yang konstan, tidak bergantung pada waktu, dan mempunyai variansi yang stabil pada setiap titik waktu. Karakteristik stasioner ini dapat diidentifikasi melalui visualisasi data dalam bentuk plot *time series*, di mana data dianggap stasioner apabila tidak terdapat indikasi tren jangka panjang maupun pola musiman, serta nilai rata-rata dan variansinya tetap sepanjang periode pengamatan (Mokosolang, 2022). Berikut plot data *time series* yang mempunyai karakteristik stasioner (Montgomery et al., 2015).



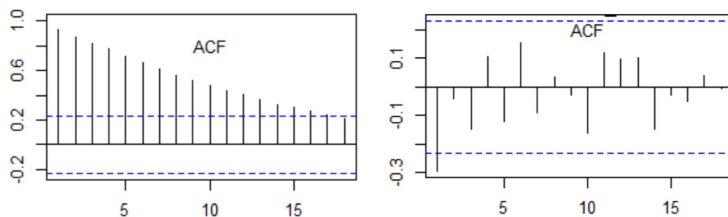
Gambar 2.1. Plot data *time sries* yang stasioner

Dalam mendeteksi ketidakstasioneritasan data dalam rata-rata (*mean*), dapat menggunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari plot data *time series* serta uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) (Rosadi, 2012).

1. *Autocorrelation Function* (ACF)

Autocorrelation Function (ACF) sebagai alat analisis statistik yang mengukur keterkaitan (*autocorrelation*) antara nilai-nilai dalam suatu *time series* dengan nilai-nilai yang sama pada waktu sebelumnya.

Jika suatu *time series* stasioner, maka distribusi probabilitas gabungan dari dua observasi Y_t dan Y_{t-k} adalah sama untuk dua periode t dan $t - k$ yang dipisahkan oleh interval k yang disebut *lag* (Montgomery et al., 2015). Berikut merupakan plot ACF dalam mendeteksi ketidakstasioneritasan (Mokorimban et al., 2021).

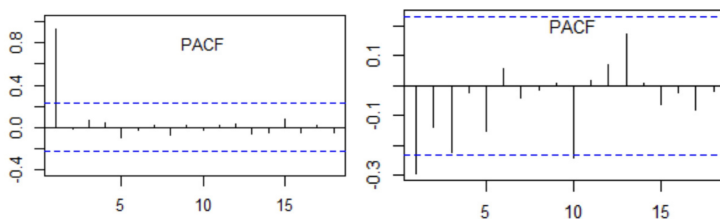


Gambar 2.2. (a) Plot ACF tidak Stasioner (b) Plot ACF Stasioner

Plot ACF (a) yang menurun secara perlahan sepanjang *lag* hingga orde yang tinggi dan melewati batas signifikansi mengindikasikan bahwa suatu data *time series* tidak stasioner. Pada plot ACF (b) yang terjadi *cuts-off* di beberapa *lag* dan berada di sekitar rata-rata (Mokorimban et al., 2021).

2. Partial Autocorrelation Function (PACF)

Partial Autocorrelation Function (PACF) pada $lag-k$ adalah korelasi antara Y_t dan Y_{t-k} setelah menghapuskan dependensi atau keterkaitan linier pada variabel $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k+1}$ (Cryer dan Chan, 2008). Berikut merupakan plot PACF dalam mendeteksi ketidakstasioneritasan (Mokorimban et al., 2021).



Gambar 2.3. (a) Plot PACF tidak Stasioner (b) Plot PACF Stasioner

Plot PACF (a) yang melewati garis signifikansi pada awal periode dan kemudian menjadi semakin kecil pada periode selanjutnya mengindikasikan bahwa suatu data *time series* tidak stasioner. Pada plot PACF (b) yang terjadi *cuts-off* di beberapa *lag* dan berada di sekitar rata-rata (Mokorimban et al., 2021).

3. Uji Augmented Dickey Fuller (ADF)

Untuk menguji kestasioneritasan data, dapat juga menggunakan uji akar unit yang dikenalkan oleh (Dickey dan Fuller, 1979). Apabila data *time series* menunjukkan korelasi pada *lag* yang lebih tinggi, maka dilakukan pengujian akar unit (*Unit Root Test*) dengan metode *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*. Pengujian ADF ini mengoreksi adanya serial korelasi pada *lag* yang lebih tinggi, seperti pada *Autoregressive* dengan orde p atau $AR(p)$

(Setyowati, 2007). Dengan mengasumsikan bahwa Y_t mengikuti proses $AR(p)$, maka (Gujarati, 2004):

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

dengan β_1 sebagai parameter yang mengandung *drift* atau tren, β_2 merupakan komponen tren deterministik, ε_t sebagai komponen residual acak, dan ΔY_{t-i} adalah *lag* dari perubahan Y , dimana $\Delta Y_{t-i} = [Y_{t-i} - Y_{t-(i+1)}]$; $t = 1, 2, 3, \dots$; $\delta = \sum_{i=1}^p \phi_i - 1$ dan $\alpha_i = \sum_{j=1}^p \phi_j$, $|\alpha_i| < 1$.

Parameter δ sebagai koefisien parameter dalam persamaan (2.2) dapat diestimasi dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Estimasi parameter δ dilakukan dengan mencari nilai δ yang meminimumkan $\sum \varepsilon_t^2$, maka dicari turunan parsial pertama dari S terhadap δ sama dengan nol. Misalkan suatu model *random walk* dinyatakan sebagai $\Delta Y_t = \delta Y_{(t-1)} + \varepsilon_t$, diperoleh:

$$\begin{aligned} \varepsilon_t &= \Delta Y_t - \delta Y_{(t-1)} \\ \text{maka} \quad S &= \sum \varepsilon_t^2 = \sum (\Delta Y_t - \delta Y_{(t-1)})^2 \end{aligned}$$

Dari $\frac{\partial S}{\partial \delta} = 0$, diperoleh:

$$\begin{aligned} -2 \sum Y_{(t-1)} \Delta Y_t + 2\delta \sum Y_{(t-1)}^2 &= 0 \\ \hat{\delta} &= \frac{\sum Y_{(t-1)} \Delta Y_t}{\sum Y_{(t-1)}^2} \end{aligned} \quad (2.3)$$

Karena $\frac{\partial^2 S}{\partial \delta^2} > 0$, maka $\hat{\delta}$ meminimumkan $S = \sum \varepsilon_t^2$, artinya $\hat{\delta}$ adalah penaksir kuadrat terkecil dari δ (Rusdi, 2011).

Berikut merupakan uji hipotesis yang diterapkan dalam

pengujian (Juanda dan Junaidi, 2012).

Hipotesis:

$$H_0 : \delta = 0 \quad (\text{terdapat akar unit atau } Y_t \text{ tidak stasioner})$$

$$H_1 : \delta \neq 0 \quad (\text{tidak terdapat akar unit atau } Y_t \text{ stasioner})$$

Kriteria pengujian yaitu dengan membandingkan antara p -value dengan taraf signifikansi α sebesar 5%. Apabila p -value $< \alpha$ (0,05), maka H_0 ditolak. Artinya, kesimpulan yang dapat diperoleh adalah data *time series* tidak terdapat akar unit atau data tersebut telah stasioner.

D. Model Time Series

Dalam analisis *time series*, berbagai model dikembangkan untuk menangkap pola dan perkembangan struktur data seiring waktu. Model *time series* memiliki beberapa pendekatan, seperti model AR, MA, ARMA, ARCH, GARCH, dan lain sebagainya (Box et al., 2015). Berikut merupakan karakteristik terkait model tersebut.

1. Model Autoregressive (AR)

Model Autoregressive (AR) atau $AR(p)$ dikenalkan oleh Yule (1926) sebagai model untuk memprediksi nilai dari variabel dependen Y_t dengan menggunakan fungsi linier yang didasarkan pada beberapa nilai aktual Y_t dari periode sebelumnya (Cryer dan Chan, 2008). Secara khusus, proses *Autoregressive* $\{Y_t\}$ memenuhi persamaan (Hamilton, 1994):

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t. \quad (2.4)$$

dengan: ϕ_p = Parameter dari model AR orde ke- p

ε_t = Residual model pada waktu t

c = Komponen konstan

Dalam model $AR(p)$, nilai saat ini dari suatu deret waktu Y_t bergantung pada nilai-nilai sebelumnya dari deret tersebut hingga urutan p . Residual model ε_t merepresentasikan semua komponen baru yang muncul pada waktu t dan tidak dapat dijelaskan oleh nilai-nilai masa lalu. Dengan kata lain, ε_t mencakup semua variasi di mana $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, \dots$ tidak mempengaruhi (Cryer dan Chan, 2008).

2. Model *Moving Average* (MA)

Pada Model *Moving Average* (MA), nilai prediksi variabel dependen Y_t hanya dipengaruhi oleh nilai residual dari periode sebelumnya (Cryer dan Chan, 2008). Model *Moving Average* atau $MA(q)$ yang pertama kali dikenalkan oleh Slutsky (1927) dan Wold (1938) direpresentasikan pada model berikut (Hamilton, 1994):

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}. \quad (2.5)$$

dengan: θ_q = Parameter dari model MA orde ke- q

ε_t = Residual model pada waktu t

μ = Komponen konstan

Terminologi *Moving Average* orde q muncul karena nilai Y_t diperoleh dengan menerapkan bobot $1, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ pada variabel $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$. Kemudian, bobot-bobot tersebut "bergerak" dan diterapkan pada $\varepsilon_{t+1}, \varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q+1}$ untuk

mendapatkan Y_{t+1} dan seterusnya. Dengan kata lain, model ini mendeskripsikan nilai sekarang dari deret waktu dibentuk melalui kombinasi linier dari komponen kesalahan acak saat ini dan beberapa waktu sebelumnya (Cryer dan Chan, 2008).

3. Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model ARMA merupakan kombinasi antara model $AR(p)$ dan model $MA(q)$. Jika diasumsikan model *time series* sebagian bersifat *Autoregressive (AR)* dan sebagian bersifat *Moving Average (MA)*, diperoleh model *time series* yang cukup umum sebagai berikut (Hamilton, 1994):

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q}. \quad (2.6)$$

Jika $\{Y_t\}$ merupakan model *Autoregressive Moving Average* kombinasi antara orde p dan q , maka disebut $ARMA(p,q)$.

Model ARMA (p,q) menggabungkan keunggulan dari model *Autoregressive (AR)* dan *Moving Average (MA)* dalam satu kerangka yang lebih ringkas. Model ini menggunakan lebih sedikit parameter dibandingkan model AR atau MA dengan orde tinggi untuk mendeskripsikan dinamika data yang kompleks. Dengan demikian, model ini menjadi lebih sederhana dan efisien (Tsay, 2005). Namun, model ARMA mengasumsikan bahwa proses yang dimodelkan memiliki rata-rata dan variansi yang konstan sepanjang waktu. Hal ini menjadi kelemahan karena banyak data *time series* yang tidak memenuhi asumsi ini karena cenderung menunjukkan perubahan rata-rata atau variansi seiring waktu. Dengan kata lain, model ARMA tidak dapat memodelkan dengan baik data *time series* yang tidak stasioner (Mills, 2019).

4. Model ARCH

Model *Autoregressive Conditional Heterocedastic* (ARCH) dikenalkan oleh Engle (1982) untuk menggambarkan variabilitas yang bervariasi terhadap waktu. Dalam model ARCH(s) diasumsikan bahwa varians tak bersyarat (*unconditional variance*) dari kesalahan (a_t) adalah konstan sepanjang waktu. Namun, varians bersyarat (*conditional variance*) σ_t^2 dapat berubah sebagai fungsi dari kuadrat kesalahan masa lalu. Bentuk umum model ARCH(s) yaitu (Box *et al.*, 2015):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^s \alpha_i \varepsilon_{(t-i)}^2 \quad (2.7)$$

Dengan $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i = 1, \dots, s-1$, dan $\alpha_s > 0$. Batasan parameter diberlakukan untuk memastikan bahwa varians bersyarat σ^2 positif (Box *et al.*, 2015). Di mana σ_t^2 adalah variansi residual atau variansi bersyarat pada saat ke- t , α_0 sebagai komponen konstanta, s ialah orde dari ARCH, α_i merupakan parameter dari ARCH, dan $\varepsilon_{(t-i)}^2$ sebagai kuadrat residual pada saat $(t-i)$ (Hidayana, et al., 2022).

Model ARCH terbukti berguna dalam memodelkan berbagai fenomena ekonomi, seperti yang telah dilakukan Engle pada tahun 1982 dan 1983 memanfaatkan model ARCH untuk tingkat inflasi, yang mengakui bahwa ketidakpastian inflasi cenderung berubah dari waktu ke waktu. Namun, sebagian aplikasi tersebut memperkenalkan struktur lag linier yang menurun secara arbitrer atau ditentukan secara manual tanpa dasar teoritis dalam persamaan varians bersyarat untuk menangkap efek kejadian masa lalu (*long memory*) yang sering ditemukan dalam data empiris. Hal tersebut terjadi karena dalam mengestimasi

distribusi *lag* yang sepenuhnya bebas sering melanggar batasan non-negatif. Sehingga, model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic* (GARCH) diperkenalkan untuk mengatasi struktur *lag* yang lebih fleksibel (Bollerslev, 1986).

5. Model GARCH

Variabilitas data yang relatif tinggi pada suatu waktu dan cenderung terjadi dalam kurun waktu selanjutnya merupakan kondisi adanya volatilitas *clustering* atau sering disebut kasus heteroskedastisitas. Model *time series* yang digunakan dalam menangani kasus tersebut salah satunya yaitu model *GARCH*. Model *GARCH* (Generalized Autoregressive Conditionally Heteroscedastic) merupakan suatu model *time series* yang digunakan untuk menggambarkan dinamika fungsi volatilitas (standar deviasi) data (Rosadi, 2011).

Model *GARCH* diperkenalkan oleh Bollerslev pada tahun 1986 untuk mengatasi kelemahan model *ARCH* dalam menangani masalah heteroskedastisitas pada volatilitas yang memerlukan *lag* order tinggi agar dapat menggambarkan evolusi volatilitas dari waktu ke waktu. Bentuk umum model *GARCH*(s,r) yaitu (Box et al., 2015):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^s \alpha_i \varepsilon_{(t-i)}^2 + \sum_{j=1}^r \beta_j \sigma_{(t-j)}^2 \quad (2.8)$$

dengan $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i = 1, \dots, s - 1$, $\beta_j \geq 0$, $j = 1, \dots, r - 1$, dan $\beta_j > 0$. Batasan parameter ini cukup untuk menjamin bahwa variansi bersyarat σ_t^2 tetap positif. Di mana σ_t^2 adalah variansi residual atau variansi bersyarat pada saat ke- t , α_0 sebagai komponen konstanta, s ialah orde dari *ARCH*, r sebagai orde dari unsur *GARCH*, α_i merupakan parameter dari *ARCH*, β_j

merupakan parameter dari *GARCH*, $\varepsilon_{(t-i)}^2$ sebagai kuadrat residual pada saat $(t - i)$ dan $\sigma_{(t-j)}^2$ merupakan variansi residual pada saat $(t - j)$ (Hidayana, et al., 2022). Dengan menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), diperoleh estimasi parameter dari *GARCH* sebagai berikut.

Misalkan nilai Y_t diambil dari distribusi normal yang mempunyai rata-rata sama dengan nol dan varians konstan σ^2 . Dari teori distribusi standar, fungsi *likelihood* dari ε_t yaitu:

$$L = \prod_{t=2}^T \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{\varepsilon_t^2}{2\sigma^2}\right)$$

dimana, fungsi *ln-likelihood* didefinisikan dengan

$$l = \ln L = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{T}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=2}^T (\varepsilon_t)^2.$$

Selanjutnya, dengan memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* terhadap σ^2 , diturunkan secara parsial dengan memanfaatkan $\frac{\partial l}{\partial \sigma^2} = 0$ diperoleh (Hutasoit dan Sutarmam, 2022):

$$\begin{aligned} -\frac{T}{2\sigma^2} + \frac{1}{2(\sigma^2)^2} \sum_{t=2}^T (\varepsilon_t)^2 &= 0 \\ -T(\sigma^2) + \sum_{t=2}^T \varepsilon_t^2 &= 0 \\ \hat{\sigma}^2 &= \frac{\sum_{t=2}^T \varepsilon_t^2}{T} \end{aligned}$$

Karena menghasilkan fungsi yang *non-linear*, maka dilanjutkan dengan perhitungan secara numerik yaitu dengan metode seperti iterasi *newton-like*, yang memanfaatkan matriks Hessian sering digunakan karena lebih unggul dalam komputasi (Fiorentini, et al., 1996).

Model *GARCH* dirancang untuk menganalisis, memodelkan, dan memprediksi volatilitas, yang direpresentasikan oleh varians dalam data *time series*. Model *ARCH* yang didasarkan pada gagasan bahwa varians pada rentang waktu saat ini dipengaruhi oleh perkiraan error dari rentang waktu sebelumnya. Namun, dalam model *GARCH*, istilah “*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*” menunjukkan bahwa model ini tidak hanya memperhitungkan rata-rata, tetapi juga mempertimbangkan varians bersyarat yang bergantung pada varians di periode sebelumnya. Artinya, volatilitas pada periode t dipengaruhi oleh varians sebelumnya dan fluktuasi dari data sebelumnya (Petkov et al., 2024).

Model *GARCH* memiliki struktur yang lebih fleksibel untuk mengatasi karakteristik volatilitas pada data keuangan (Bollerslev, 1986). Meskipun *GARCH* didefinisikan dengan persamaan varians yang baik, respon simetrisnya terhadap deviasi standar akibat gangguan tidak terduga mengabaikan adanya asimetri dalam data. Kondisi simetris mengindikasikan bahwa gangguan positif dan negatif dianggap memberikan dampak yang sama pada varians bersyarat (volatilitas). Sedangkan kondisi asimetri, yaitu situasi dimana gangguan negatif sering kali memiliki dampak yang lebih besar terhadap volatilitas dibandingkan dengan gangguan positif dengan besaran yang sama (Hentschel, 1995).

E. Tahapan Pembentukan Model ARMA-GARCH

Model *ARMA-GARCH* dibentuk dari pembentukan model *ARMA*(p,q) dan model *GARCH*(s,r). Untuk tahapan model *ARMA*(p,q) terdiri dari (Montgomery, 2015) :

1. Identifikasi Model

Dalam membentuk sebuah model, tahap pertama yang dapat dilakukan adalah mengidentifikasi model pada data. Jika data telah stasioner, maka dapat dilanjutkan proses mengidentifikasi model pada sampel data dengan membandingkan plot fungsi ACF dan PACF berdasarkan perilaku teoritis.

a. *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF)

Berikut merupakan bentuk perilaku teoritis dari plot ACF dan PACF (Montgomery, 2015):

Tabel 2.1. Perilaku Teoritis Plot Fungsi ACF/PACF

Model	ACF	PACF
AR(p)	Peluruhan eksponensial / melandai menuju nol	<i>Cuts off</i> setelah lag orde- p
MA(q)	<i>Cuts off</i> setelah lag orde- q	Peluruhan eksponensial / melandai menuju nol
ARMA(p, q)	Peluruhan eksponensial / melandai menuju nol	Peluruhan eksponensial / melandai menuju nol

Pada tabel 2.1 menunjukkan perilaku fungsi ACF dan PACF pada model *time series* yang bersifat stasioner. Apabila plot ACF menurun secara eksponensial atau menurun menuju nol, sementara plot PACF terputus setelah lag- p , artinya model AR(p) menjadi

kandidat model terpilih. Selanjutnya, apabila plot ACF terputus setelah lag- q , sementara itu, PACF mengalami penurunan secara eksponensial atau menurun menuju nol, artinya model MA(q) menjadi kandidat model terpilih. Jika plot ACF dan PACF menunjukkan penurunan eksponensial atau menurun menuju nol, sehingga model ARMA (p, q) menjadi kandidat model.

b. *Extended Autocorelation Function* (EACF)

Proses mengidentifikasi model selain melihat plot ACF dan PACF, dapat juga mempertimbangkan pendekatan fungsi EACF. Pendekatan *Extended Autocorrelation Function* (EACF) diperkenalkan untuk menentukan orde model ARMA, di mana plot ACF dan PACF tidak cukup informatif. *Output* EACF berupa tabel dua dimensi, di mana baris menunjukkan orde AR(p) dan kolom menunjukkan orde MA(q). Ciri utama tabel ini adalah adanya pola segitiga simbol 'O' di antara simbol 'X' yang dimulai dari posisi (p, q) untuk mengidentifikasi orde model ARMA(p, q). Berikut merupakan contoh simulasi pendekatan plot EACF untuk model ARMA(1,1) (Tsay, 2005).

AR/MA	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
0	x	x	x	o	o	o	o	o	o	x	x	x	x	o
1	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x	o	o	o
2	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
3	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
4	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
5	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
6	x	o	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
7	x	o	o	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o

Gambar 2.4. Plot EACF Model ARMA(1,1)

Pada Gambar 2.4 terdapat pola bentuk segitiga dengan simbol 'O' pada ordo $p = 1$ dan $q = 1$. Oleh karena itu, pada plot EACF diperoleh ARMA(1,1) sebagai kandidat model terpilih.

c. *Bayesian Information Criterion (BIC)*

Pendekatan alternatif untuk menentukan orde ARMA(p, q) yaitu menggunakan *Bayesian Information Criterion* (BIC) yang dikenalkan oleh Schwarz (1978), yang didefinisikan sebagai (Cryer dan Chan, 2008):

$$\text{BIC} = -2 \ln(\text{maximum likelihood}) + k \log(n). \quad (2.9)$$

Untuk menetapkan orde model ARMA(p, q), yaitu dengan memilih nilai BIC terkecil dipilih dari plot BIC yang tersedia. Model dengan BIC terendah dianggap terbaik, yang terletak pada baris tertinggi dengan warna paling gelap (Cryer dan Chan, 2008).

Bayesian Information Criterion (BIC) dikenal konsisten dalam memilih model yang tepat ketika ukuran sampel semakin besar (*dataset* yang besar). Jika proses sebenarnya mengikuti model ARMA

dengan urutan terbatas, BIC cenderung memilih model yang mendekati urutan sebenarnya seiring dengan bertambahnya data (Cryer dan Chan, 2008).

2. Estimasi Parameter Model Terpilih

Kandidat model yang sudah terpilih, selanjutnya dilakukan estimasi parameter serta menguji signifikansi parameter tersebut, dan kemudian model terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC terendah. Metode yang digunakan dalam mengestimasi parameter salah satunya yaitu *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang memaksimalkan *likelihood* dari data yang diamati (Montgomery, 2015). Estimasi parameter metode MLE yang dilakukan dapat memanfaatkan *Information Criteria* dari proses ARMA(p, q). Berikut estimasi parameter untuk model AR(p) dengan MLE.

Misalkan model *Autoregressive* orde 1 atau AR(1), didefinisikan sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

dimana, Y_t dan ε_t saling bebas, maka diperoleh distribusi bersyaratnya adalah $Y_t | Y_{t-1} \sim N(\phi_1 Y_{t-1}, \sigma^2)$. Fungsi densitas peluang model AR(1) sebagai berikut:

$$f(Y_t | Y_{t-1}) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{Y_t - \phi_1 Y_{t-1}}{\sigma} \right)^2 \right\}$$

Untuk mengestimasi parameter dengan menggunakan MLE,

fungsi *likelihood* didefinisikan sebagai:

$$\begin{aligned} L(\phi_1, \sigma^2 | (Y_t | Y_{t-1})) &= \prod_{t=2}^T \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{Y_t - \phi_1 Y_{t-1}}{\sigma} \right)^2 \right\} \\ &= \left(\frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \right)^T \prod_{t=2}^T \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{Y_t - \phi_1 Y_{t-1}}{\sigma} \right)^2 \right\} \end{aligned}$$

Nilai parameter yang memaksimumkan fungsi *likelihood* sama dengan nilai parameter yang memaksimumkan fungsi *ln-likelihood*, dimana fungsi *ln-likelihood* didefinisikan oleh:

$$\begin{aligned} l &= \ln (L(\phi_1, \sigma^2 | (Y_t | Y_{t-1}))) \\ &= \ln \left(\left(\frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \right)^T \prod_{t=2}^T \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{Y_t - \phi_1 Y_{t-1}}{\sigma} \right)^2 \right\} \right) \\ &= -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{T}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2} \sum_{t=2}^T \frac{(Y_t - \phi_1 Y_{t-1})^2}{\sigma^2}. \end{aligned}$$

Selanjutnya, dengan memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* terhadap ϕ_1 , diturunkan secara parsial dengan $\frac{\partial l}{\partial \phi_1} = 0$ diperoleh (Jannah dan Fitri, 2019):

$$\begin{aligned} \sum_{t=2}^T \frac{Y_t \cdot Y_{t-1}}{\sigma^2} - \sum_{t=2}^T \frac{\phi_1 Y_{t-1}^2}{\sigma^2} &= 0 \\ \hat{\phi}_1 &= \sum_{t=2}^T \frac{Y_t \cdot Y_{t-1}}{Y_{t-1}^2} \end{aligned}$$

Karena fungsi *likelihood* menghasilkan fungsi yang *non-linear*, estimasi parameter ϕ_1 tidak mempunyai solusi

analitik sehingga perhitungan dilanjutkan perhitungan menggunakan metode iteratif seperti metode *Newton* yang telah dikembangkan banyak peneliti (Boularouk dan Djeddour, 2015)

Setelah mengestimasi parameter, langkah selanjutnya adalah menguji signifikansi parameter tersebut. Jika parameter signifikan, maka model dianggap layak untuk digunakan.

a. Uji Signifikansi Parameter

Signifikansi parameter dianalisis melalui pengujian hipotesis dengan menggunakan metode statistik uji yang dijelaskan sebagai berikut (Huda et al., 2023).

Hipotesis:

Uji Signifikansi parameter model

$$H_0 : \phi = 0 \quad (\text{Parameter tidak signifikan})$$

$$H_1 : \phi \neq 0 \quad (\text{Parameter signifikan})$$

Statistik Uji:
$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.10)$$

dengan: $\hat{\phi}$ = parameter model AR,

Kriteria Uji:

Kaidah keputusan menolak H_0 yaitu jika $|t_{\text{hitung}}| > t_{\text{tabel}}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, artinya parameter signifikan.

b. *Akaike's Information Criterion* (AIC)

Kriteria *Akaike's Information Criterion* (AIC) sebagai suatu nilai yang digunakan dalam penentuan model terbaik, dikenalkan oleh Akaike (1973) didasarkan

pada metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) (Fathurahman, 2009). Nilai AIC dapat diestimasi menggunakan persamaan sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008):

$$AIC = -2 \ln(\text{maximum likelihood}) + 2k \quad (2.11)$$

dengan: $k=p+q+1$ jika model tersebut mengandung konstanta dan $k=p+q$ jika tidak. Model terbaik terpilih berdasarkan nilai AIC terkecil (Nisa dan Muanalifah, 2021).

3. Diagnosis Model

Setelah model terbaik diperoleh, perlu mengevaluasi kecukupan pada residual model tersebut. Residual model merupakan selisih nilai aktual dan nilai yang diprediksi oleh model, sehingga perlu dihitung untuk mengevaluasi seberapa baik model tersebut mencerminkan data sebenarnya. Pada tahap ini akan dilakukan diagnosis model sebagai berikut.

a. Uji Normalitas

Untuk menentukan apakah residual berdistribusi normal, dapat dilakukan analisis deskriptif residual. Normalitas dapat diperiksa melalui visualisasi menggunakan QQ-Plot dan histogram. Untuk pengujian hipotesis, uji Shapiro-Wilk akan digunakan. Berikut merupakan pengujian hipotesis yang dilakukan.

Hipotesis:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik Uji (Shapiro dan Wilk, 1965):

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i Y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.12)$$

dengan:

Y_i = data ke- i yang telah diurutkan

$\bar{Y}$ = rata-rata data

a_i = koefisien uji Shapiro-Wilk

Kriteria Uji:

Kaidah keputusan menolak H_0 yaitu jika $W > W_\alpha$ atau $p\text{-value} < \alpha$, artinya residual tidak berdistribusi normal.

b. Uji Autokorelasi

Selanjutnya dilakukan pengujian untuk melihat ada atau tidaknya autokorelasi pada residual dari model terbaik. Uji *Ljung-Box* digunakan pada uji autokorelasi sebagai penilaian kecukupan model (Montgomery et al., 2015). Berikut hipotesis dalam pengujian ini:

Hipotesis:

H_0 : Tidak terdapat autokorelasi

H_1 : Terdapat autokorelasi

Statistik Uji:

$$Q = T(T+2) \sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{T-k} \right) r_k^2 \quad (2.13)$$

dengan:

K = maksimum panjang lag

T = banyak data

r_k = ACF lag- k

Kriteria Uji:

Kaidah keputusan menolak H_0 jika $Q > \chi_{K-m}^2$; $m = p + q$ atau $p\text{-value} < \alpha$, yang berarti residual terdapat autokorelasi.

Dalam membentuk model GARCH(s, r), salah satu syarat yang harus terpenuhi adalah asumsi heteroskedastisitas. Untuk mendeteksi unsur ARCH pada residual model *time series*, dapat digunakan uji *ARCH Lagrange Multiplier* yang dikenalkan oleh Engle tahun 1982, dimana uji ini setara dengan statistik F (Tsay dan Tiao, 1984). Berikut hipotesis untuk pengujian heteroskedastisitas (Iqbal dan Ningsih, 2021).

Hipotesis:

$H_0 : \alpha_i = 0$ (residual model homogen/ tidak ada unsur ARCH)

$H_1 : \alpha_i \neq 0$ (residual model heterogen/ ada unsur ARCH)

Kriteria Uji:

Kaidah keputusan menolak H_0 yaitu jika $p\text{-value} < \alpha$, yang berarti asumsi heteroskedastisitas terpenuhi atau terdapat unsur ARCH.

Jika sebuah model menunjukkan adanya heteroskedastisitas, pendekatan untuk mengatasi masalah ini adalah dengan membangun model GARCH(s, r). Model ini memiliki bentuk umum yang dijelaskan dalam persamaan (2.8).

F. Interval Konfidensi *Bootstrap* Pada Model ARMA-GARCH

Berikut merupakan tahapan-tahapan untuk memperoleh interval konfidensi *bootstrap* pada model ARMA-GARCH dengan meresampling residual (Shimizu, 2010):

1. Membangun model ARMA-GARCH yang optimal dan menghitung residual model rata-rata bersyaratnya dengan:

$$\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{c} - \sum_{i=1}^p \hat{\phi}_i Y_{t-i} - \sum_{j=1}^q \hat{\theta}_j \hat{\varepsilon}_{t-j} \quad (2.14)$$

2. Mengestimasi heteroskedastisitas dari model varians bersyaratnya dengan:

$$\hat{\sigma}_t^2 = \hat{\alpha}_0 + \sum_{i=1}^s \hat{\alpha}_i \hat{\varepsilon}_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^r \hat{\beta}_j \hat{\sigma}_{t-j}^2 \quad (2.15)$$

3. Menghitung estimasi bias dengan:

$$\hat{\eta}_t = \frac{\hat{\varepsilon}_t}{\sqrt{\hat{\sigma}_t^2}} \quad (2.16)$$

dengan $t = 1, 2, \dots, T$ serta mengestimasi bias yang telah distandarisasi:

$$\tilde{\eta}_t = \frac{\hat{\eta}_t - \hat{\mu}}{\hat{\sigma}} \quad (2.17)$$

dengan:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\eta}_t$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{\eta}_t - \hat{\mu})^2$$

4. Menghasilkan fungsi distribusi empiris $F_T(y)$ berdasarkan $\tilde{\eta}_t$ yang didefinisikan:

$$F_T(y) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T 1(\tilde{\eta}_t \leq y) \quad (2.18)$$

dengan:

$$\tilde{\eta}_t = \hat{\eta}_t - \overline{\hat{\eta}_t} \quad \text{dan} \quad \overline{\hat{\eta}_t} = \frac{1}{(T-p)} \sum_{t=p+1}^T \hat{\eta}_t$$

5. Menghasilkan sampel bootstrap (Y_t^*) dengan pengulangan secara rekursi

$$Y_t^* = \hat{Y}_t + \hat{\varepsilon}_t^* \quad (2.19)$$

$$Y_t^* = \hat{c} + \sum_{i=1}^p \hat{\phi}_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \hat{\theta}_j \hat{\varepsilon}_{t-j} + \hat{\varepsilon}_t^* \quad (2.20)$$

dengan:

$$\hat{\varepsilon}_t^* = \sqrt{\hat{\sigma}_t^2} \eta_t^*; \quad \eta_t^* \sim F_T(y), \quad t = 1, 2, \dots, T.$$

6. Melakukan estimasi parameter model ARMA-GARCH ($\hat{\phi}, \hat{\theta}, \hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_i$ dan $\hat{\beta}_j$) dari sampel *bootstrap* ($Y_1^*, Y_2^*, \dots, Y_T^*$).
7. Melakukan prediksi untuk data selanjutnya (Y_{t+h}^*) menggunakan model ARMA-GARCH berdasarkan *bootstrap*, untuk $h = 1, 2, \dots$

$$\begin{aligned}
Y_{(t+h)}^* &= \hat{Y}_{(t+h)}^* + \hat{\varepsilon}_{(t+h)}^* \\
Y_{(t+h)}^* &= \hat{c}^* + \sum_{i=1}^p \phi_i^* Y_{(t+h-i)}^* + \sum_{j=1}^q \theta_j^* \varepsilon_{(t+h-j)}^* + \hat{\varepsilon}_{(t+h)}^* \quad (2.21) \\
\hat{\sigma}_{(t+h)}^{*2} &= \hat{\alpha}_0^* + \sum_{i=1}^s \alpha_i^* \hat{\varepsilon}_{(t+h-i)}^{*2} + \sum_{j=1}^r \beta_j^* \hat{\sigma}_{(t+h-j)}^{*2} \\
\hat{\varepsilon}_{(t+h)}^* &= \sqrt{\hat{\sigma}_{(t+h)}^2} \eta_{(t+h)}^*
\end{aligned}$$

8. Menghitung kembali langkah 4-7 sejumlah B pengulangan.
9. Urutkan hasil replikasi *bootstrap* dari yang paling kecil hingga yang terbesar.
10. Estimasi interval konfidensi (Y_{t+h}^*) menggunakan *bootstrap* persentil dari model ARMA-GARCH, dengan batas bawah pada replikasi *bootstrap* urutan ke- $(B \cdot (\alpha/2))$ dan batas atas pada replikasi *bootstrap* urutan ke- $(B \cdot (1 - \alpha/2))$.

G. Tingkat Akurasi Metode *Bootstrap* dalam Model ARMA-GARCH

Dalam analisis data *time series*, data penelitian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan dalam membangun model optimal (terbaik) melalui prosedur yang diberikan, sedangkan data *testing* digunakan untuk memeriksa tingkat akurasi prediksi dari model yang dihasilkan (Rosadi, 2012). Salah satu ukuran untuk mengukur tingkat akurasi dari model prediksi adalah MAPE. Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan persentase kesalahan hasil peramalan terhadap nilai aktual dalam suatu periode tertentu (Khikmah et al.,

2023).

Misalkan seluruh data dinyatakan sebagai $Y_1, Y_2, \dots, Y_T$, maka data *training* ditunjukkan sebagai $Y_1, Y_2, \dots, Y_m$ dengan $m < T$. Apabila hasil prediksi dari model dinyatakan sebagai $\hat{Y}_1, \hat{Y}_2, \dots, \hat{Y}_m$, maka MAPE untuk data *training* didefinisikan sebagai berikut (Rosadi, 2012):

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i} \quad (2.22)$$

dengan Y_i merupakan data *training* aktual, $\hat{Y}_i$ adalah nilai prediksi, dan T merupakan banyaknya sampel data.

Ukuran nilai tingkat persentase akurasi MAPE dapat dilihat pada Tabel 2.2 berikut (Nurfadilah et al., 2022).

Tabel 2.2. Interpretasi Akurasi MAPE

Nilai MAPE	Interpretasi
$\text{MAPE} \leq 10\%$	Hasil prediksi sangat baik
$10\% < \text{MAPE} \leq 20\%$	Hasil prediksi baik
$20\% < \text{MAPE} \leq 50\%$	Hasil prediksi layak
$\text{MAPE} > 50\%$	Hasil prediksi sangat buruk

Tingkat akurasi diperoleh dengan cara 100% dikurangi dengan besaran nilai MAPE. Oleh karena itu, tingkat akurasi dapat dihitung melalui persamaan sebagai berikut (Widodo et al., 2017).

$$\text{Akurasi} = 100\% - \text{MAPE} \quad (2.23)$$

H. Saham Syariah

Saham syariah adalah bukti kepemilikan dalam instrumen keuangan yang dikeluarkan oleh perusahaan dengan tujuan

mencapai keuntungan jangka panjang yang mematuhi prinsip-prinsip syariah. Dalam konteks ini, segala aktivitas di pasar modal yang terkait dengan transaksi antara penerbit surat berharga dan jenis-jenis yang diperdagangkan serta prosedur perdagangannya dianggap sesuai dengan prinsip-prinsip syariah (Heradhyaksa, 2022). Prinsip syariah di pasar modal yaitu dengan menerapkan prinsip hukum Islam dalam aktivitas pasar modal syariah berdasarkan fatwa yang dikeluarkan oleh Dewan Syariah Nasional – Majelis Ulama Indonesia, yang sejalan dengan Peraturan Otoritas Jasa Keuangan terkait penerapan prinsip syariah di pasar modal (OJK, 2017).

Saham syariah yang terdapat di pasar modal syariah Indonesia memiliki kriteria yang telah ditetapkan oleh Otoritas Jasa Keuangan, seperti: emiten atau perusahaan publik tidak melakukan jenis usaha yang bertentangan dengan syariah (perjudian, riba, *gharar*, atau *maisir*); serta memproduksi dan memperdagangkan barang haram atau merusak moral (rokok). Kriteria lain yang harus dipenuhi ialah perusahaan wajib memenuhi batas rasio keuangan, yaitu utang berbasis bunga maksimal 45% dari total aset dan pendapatan tidak halal maksimal 10% dari total pendapatan (OJK, 2017).

Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) sebagai salah satu indeks saham berbasis syariah di Indonesia, merupakan indeks saham yang mencakup seluruh saham syariah yang tercatat di Bursa Efek Indonesia dan terdaftar dalam Daftar Efek Syariah (DES). Indeks ini direview setiap enam bulan (Mei dan November), dengan penyesuaian untuk saham syariah baru atau yang dihapus dari DES. Perhitungannya menggunakan metode rata-rata tertimbang kapitalisasi pasar, dengan tahun dasar Desember

2007. Saham-saham yang termasuk dalam ISSI merupakan saham yang memenuhi kriteria syariah sesuai dengan DES yang diterbitkan oleh OJK (IDX n.d, diakses 27 November 2024).

Dalam investasi saham, memperoleh *return* serta *dividen* merupakan tujuan investasi saham yang dimiliki oleh setiap investor. *Return* merupakan pengembalian dari sebuah investasi yang dinyatakan secara nominal sebagai indikator perubahan nilai mata uang dari investasi pada waktu ke waktu (Hakim, 2010). Informasi harga saham seperti harga penutupan sangat diperlukan bagi para investor untuk menentukan keputusan dalam kegiatan jual beli saham agar mendapatkan keuntungan yang maksimal atau meminimalisir kerugian di waktu mendatang (Marjuni, 2022). Dimana, tingkat pengembalian rendah atau rugi yang diterima investor dapat terjadi jika harga jual lebih rendah dibandingkan harga beli suatu saham. *Return* suatu harga saham didefinisikan sebagai berikut ini (Ruppert dan Matteson, 2011):

$$R_t = \ln \left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}} \right) \quad (2.23)$$

dengan:

R_t : Nilai return saham pada periode ke- t

Y_t : Harga saham penutupan pada periode ke- t

Y_{t-1} : Harga saham penutupan pada periode ke- $t - 1$

BAB III

Metode Penelitian

A. Langkah-Langkah Penelitian

Pada bagian ini akan membahas tahapan-tahapan yang akan dilakukan selama penelitian. Berikut merupakan langkah penelitian dalam penerapan metode *bootstrap* untuk mengonstruksi interval konfidensi prediksi harga saham syariah dengan model ARMA-GARCH:

1. Studi Literatur

Pada langkah ini penulis mengumpulkan dan memahami bahan literasi untuk referensi pendukung berupa buku, jurnal, dan situs web terkait dengan penerapan metode *bootstrap* dalam mengonstruksi interval konfidensi prediksi harga saham syariah dengan model ARMA-GARCH.

2. Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan dalam penelitian ini adalah data harga penutupan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) periode 02 Januari 2020 - 30 Desember 2024 yang diperoleh dari investing.com.

3. *Preprocessing* Data

Penelitian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu sebesar 95% untuk data *training* dan 5% untuk data *testing*. Pada 1150 data pertama digunakan sebagai data *training* untuk membentuk model *time series*, sedangkan 62 data sisanya sebagai data *testing* yang digunakan untuk validasi model.

Setelah data dikumpulkan, kemudian membersihkan data dari *missing value* serta mentransformasikan data ke dalam bentuk yang sesuai untuk dianalisis, dalam hal ini digunakan transformasi *return*.

4. **Identifikasi Data**

Pada langkah ini dilakukan identifikasi data pada data *training* yang bertujuan untuk memahami karakteristik dasar pada data tersebut. Proses ini mencakup perhitungan statistik deskriptif seperti rata-rata, nilai maksimum, nilai minimum, serta standar deviasi. Selain itu, pola-pola dalam data juga diamati melalui visualisasi menggunakan plot, sehingga memudahkan dalam mendeteksi tren, maupun sifat stasioneritas.

5. **Identifikasi Model ARMA-GARCH**

Dalam mengidentifikasi model pada data harga saham yang telah ditransformasikan, menggunakan analisis plot ACF, PACF, EACF, dan BIC untuk memilih orde model $ARMA(p,q)$. Setelah orde model $ARMA(p,q)$ teridentifikasi, selanjutnya menentukan parameter model $GARCH(s,r)$ berdasarkan data residual dari model $ARMA(p,q)$.

6. **Bootstrap Resampling**

Pada langkah ini dilakukan *bootstrap resampling* pada residual dari model ARMA-GARCH. Setelah hasil *resampling* diperoleh, kemudian dilakukan kembali estimasi parameter model ARMA-GARCH untuk setiap *bootstrap sample*.

7. **Konstruksi Interval Konfidensi**

Dalam tahap ini, dilakukan perhitungan untuk interval

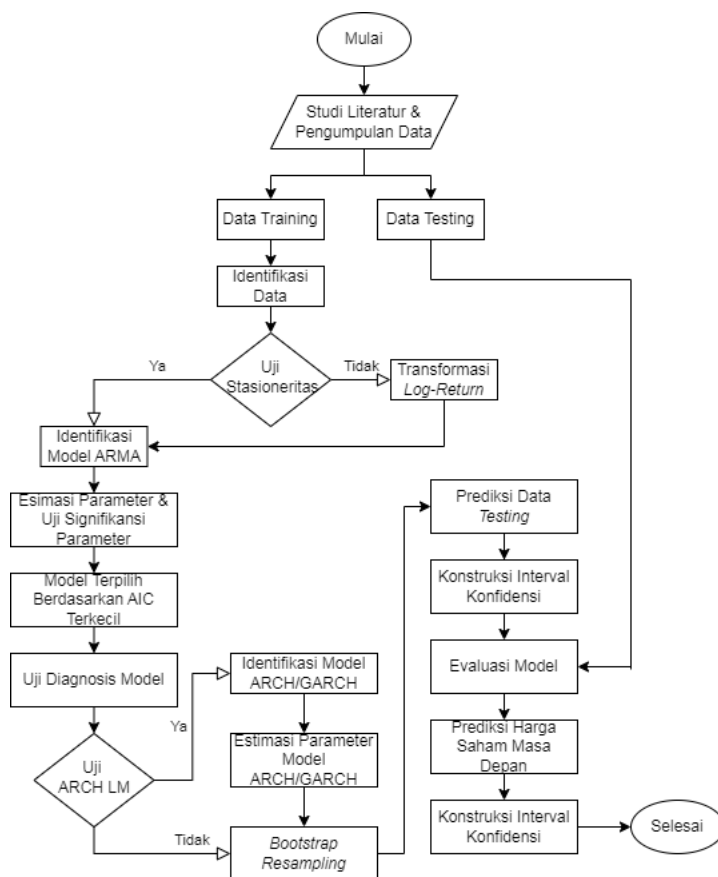
konfidensi prediksi menggunakan *bootstrap* persentil dari model $\text{ARMA}(p, q)\text{-GARCH}(s, r)$, dilakukan dengan menetapkan batas bawah interval sebagai nilai prediksi dari masing-masing pengulangan pada urutan ke- $(B \cdot \alpha/2)$, sedangkan batas atasnya diambil dari replikasi *bootstrap* pada urutan ke- $(B \cdot (1 - \alpha/2))$. Interval ini dihitung dengan tingkat kepercayaan 90%, 95%, dan 99%.

8. Evaluasi Model

Pada tahap terakhir, dilakukan evaluasi performa model ARMA-GARCH dengan membandingkan prediksi data aktual dan menilai akurasi prediksi. Akurasi prediksi yang digunakan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Tingkat akurasi yang diukur yaitu ketika model terbaik diterapkan pada data.

B. Diagram Alur Penelitian

Berikut adalah diagram alur penelitian



Gambar 3.1. Diagram Alur Penelitian

Diagram alur penelitian pada Gambar 3.1 menggambarkan tahapan sistematis dalam analisis metode *bootstrap* dalam mengonstruksi interval konfidensi prediksi harga saham syariah menggunakan model ARMA-GARCH. Penelitian dimulai dengan

studi literatur untuk memahami karakteristik metode dan pengumpulan data, yang kemudian dibagi menjadi data *traini* dan *testing* untuk membangun model serta memvalidasi model. Selanjutnya, dilakukan identifikasi karakteristik data dan uji stasioneritas. Jika data belum stasioner, dilakukan transformasi *log-return* untuk menstasionerkan data. Setelah data dinyatakan stasioner, identifikasi model ARMA dilakukan, diikuti oleh estimasi parameter dan uji signifikansi parameter untuk memilih model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil. Model yang terpilih kemudian diuji diagnostik pada residual model dan dilanjutkan dengan uji *ARCH-LM*.

Jika uji *ARCH-LM* menunjukkan adanya efek ARCH, maka proses berlanjut ke identifikasi model ARCH/GARCH dan estimasi parameternya. Setelah model terbentuk, dilakukan *resampling* menggunakan metode *bootstrap* untuk mengatasi ketidakpastian dalam prediksi. Model yang telah diperoleh digunakan untuk memprediksi data *testing* dan membangun interval konfidensi. Selanjutnya, model dievaluasi untuk mengukur kinerjanya. Setelah evaluasi, dilakukan prediksi harga saham untuk masa depan kembali dibangun interval konfidensi dari pengulangan B terbaik untuk hasil prediksi tersebut. Penelitian diakhiri setelah seluruh proses analisis selesai dilakukan.

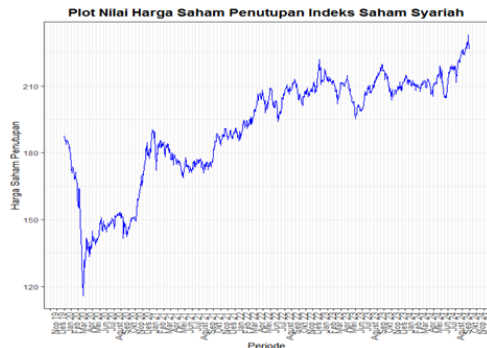
BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

A. Deskripsi Hasil Penelitian

Penelitian ini menggunakan data harga saham penutupan pada Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) periode 02 Januari 2020 sampai dengan 30 September 2024 yang dapat dilihat pada Lampiran 1. Data harga saham penutupan pada Indeks Saham Syariah Indonesia berisi data harga saham penutupan harian dari kinerja semua saham di papan utama dan papan pengembangan yang dikategorikan sebagai saham syariah berdasarkan Daftar Efek Syariah (DES) yang ditetapkan oleh Otoritas Jasa Keuangan (OJK).

Kumpulan data harga saham penutupan pada penelitian ini terbagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* dan data *testing*. Proporsi pembagian data tersebut terdiri dari data periode 02 Januari 2020 sampai 30 September 2024 yaitu sebanyak 1150 data sebagai data *training* karena periode data tersebut telah memenuhi asumsi model ARMA-GARCH, sedangkan data pada 01 Oktober 2024 sampai periode 30 Desember 2024 sejumlah 62 data sebagai data *testing*. Data *training* digunakan sebagai pembentukan model *time series* dan data *testing* digunakan untuk validasi model dari hasil prediksi yang dihasilkan oleh model optimal yang telah dibentuk oleh data *training*. Berikut analisis statistik data *training* harga saham penutupan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) yang divisualisasikan dalam Gambar 4.1 berikut.



Gambar 4.1. Plot Data Harga Saham Penutupan Indeks Saham Syariah Indonesia Periode 02 Januari 2020 – 30 September 2024

Plot di atas merupakan plot nilai harga saham penutupan dari Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) periode 02 Januari 2020 hingga 30 September 2024. Berdasarkan Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa harga saham penutupan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) tersebut mempunyai nilai harga saham rata-rata sebesar Rp190,996, harga saham tertinggi (maksimal) sebesar Rp232,92, harga saham terendah (minimal) sebesar Rp115,95, dan standar deviasi sebesar Rp23,9187. Dari plot data tersebut juga menunjukkan bahwa data harga saham penutupan dari Indeks Saham Syariah Indonesia periode tersebut mengandung pola tren naik, yang dapat dilihat dari gambar plot yang cenderung mengalami kenaikan dari waktu ke waktu.

B. Uji Stasioneritas dari Data *Training*

Pengujian stasioneritas pada rata-rata (*mean*) sebagai langkah awal dalam analisis data *time series*, dimana langkah ini bertujuan

untuk memastikan nilai rata-rata data tidak berubah seiring waktu. Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) digunakan dalam mendeteksi keberadaan akar unit sebagai indikator non-stasioneritas dalam data *training*. Berikut merupakan hipotesis uji statistik untuk *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

Hipotesis:

$H_0 : \delta = 0$ (terdapat akar unit atau Y_t tidak stasioner)

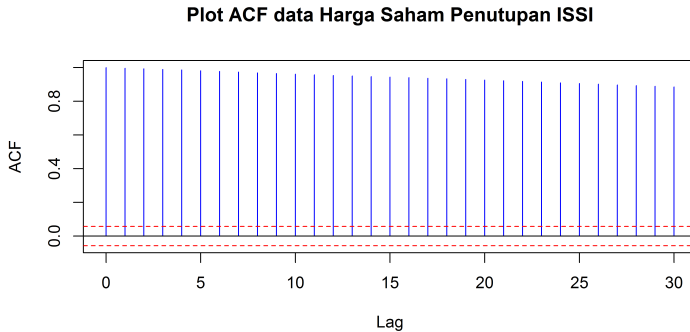
$H_1 : \delta \neq 0$ (tidak terdapat akar unit atau Y_t stasioner)

Hasil uji ADF dari data harga saham penutupan Indeks Saham Syariah Indonesia pada data *training* yang dianalisis menggunakan *software r-studio* dapat dilihat pada Lampiran 8 dan dituliskan pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1. Uji Stasioneritas Melalui Uji ADF

Uji	<i>P-Value</i>
<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>	0,03312

Berdasarkan Tabel 4.1 diperoleh nilai *p-value* sebesar 0,03312, dengan taraf signifikansi sebesar 5% atau 0,05 maka nilai $p\text{-value} < \alpha$, sehingga H_0 ditolak. Hal ini berarti, data *training* pada data harga saham penutupan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) tidak mengandung akar unit atau stasioner dalam rata-rata. Namun, perhatikan Gambar 4.2 berikut untuk melihat uji stasioneritas melalui plot *Autocorrelation Function* (ACF).



Gambar 4.2. Plot ACF Data Harga Saham Penutupan ISSI

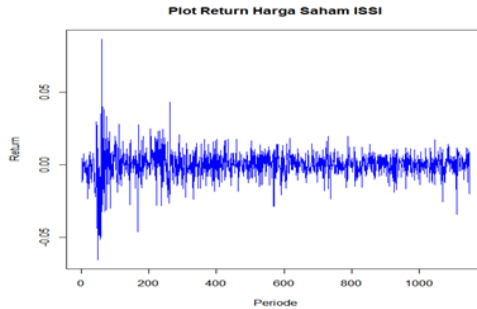
Berdasarkan Gambar 4.2 terlihat plot ACF meluruh atau menurun secara perlahan mendekati nol. Hal ini menunjukkan autokorelasi yang tinggi dan mengindikasikan adanya tren atau pola jangka panjang dalam data harga saham penutupan ISSI. Artinya, data tersebut tidak stasioner dalam rata-rata (*mean*). Hal ini juga didukung melalui visualisasi plot *time series* yang ditunjukkan pada Gambar 4.1, di mana data tersebut tidak konstan pada rata-rata. Sebagai alternatif, data yang tidak stasioner tersebut dapat diubah menjadi stasioner dengan mentransformasikannya ke dalam bentuk *return* harga saham menggunakan persamaan berikut:

$$R_t = \ln \left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}} \right)$$

Sebagai contoh, perhitungan *return* saham untuk periode 06 Januari 2020:

$$\begin{aligned}
 R_2 &= \ln \left(\frac{187,58}{186,71} \right) \\
 R_2 &= 0,004649 \\
 &\vdots \\
 R_{1150} &= \ln \left(\frac{Y_{1150}}{Y_{1149}} \right)
 \end{aligned}
 \tag{4.1}$$

Nilai *return* harga saham penutupan ISSI pada periode ke-2 adalah sebesar 0,00464881, perhitungan akan dilanjutkan sampai periode ke-1150 yang ditampilkan pada Lampiran 1. Berikut Gambar 4.3 yang menyajikan visualisasi plot data *training* harga saham ISSI yang telah melalui proses transformasi ke dalam bentuk *return*.



Gambar 4.3. Plot *Return* Data Harga Saham ISSI

Berdasarkan Gambar 4.3, data menunjukkan karakteristik stasioneritas pada rata-rata (*mean*) yang tampaknya cukup konstan secara visual, karena fluktuasi data berpusat di sekitar nol. Namun, masih terdapat indikasi ketidakstasioneritasan pada variansi, sebagaimana terlihat dari variansi yang tidak

konstan pada awal periode terjadi lonjakan yang lebih tajam dan fluktuasi besar. Pola ini menunjukkan bahwa variansi belum stasioner, karena perubahan tingkat volatilitas. Untuk memastikan kestasioneran data *return* harga saham ISSI, dilakukan uji akar unit (ADF Test) melalui *r-studio* yang ditampilkan pada Lampiran 8, dan hasilnya disajikan dalam Tabel 4.2 berikut.

Tabel 4.2. Uji ADF Pada Data *Return* Saham

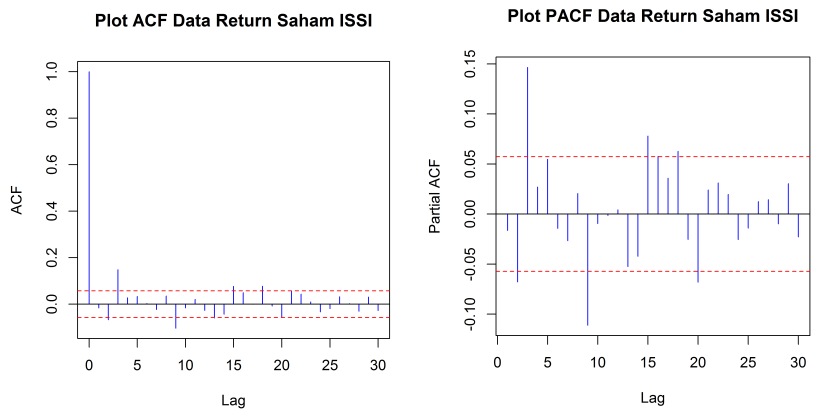
Uji	P-Value
<i>Augmented Dickey-Fuller Test</i>	0,01

Berdasarkan pada Tabel 4.2, diperoleh nilai *p-value* sebesar 0,01. Karena nilai *p-value* lebih kecil dari taraf signifikansi 5% atau 0,05, maka H_0 ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa data mempunyai sifat stasioner.

C. Pembentukan Model ARMA(p,q)

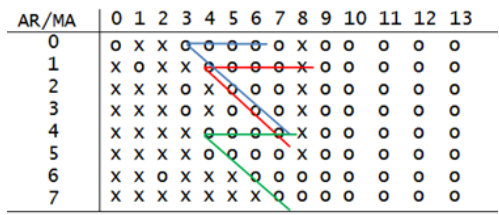
1. Identifikasi Model

Setelah data dinyatakan stasioner, langkah berikutnya dalam membentuk model ARMA(p,q) adalah melakukan identifikasi model. Proses identifikasi ini dapat dilakukan dengan menganalisis plot *Autocorrelation Function* (ACF), *Partial Autocorrelation Function* (PACF), *Extended Autocorrelation Function* (EACF), serta grafik *Bayesian Information Criterion* (BIC) dari data *training return* harga saham. Berikut merupakan Gambar 4.4 yang menampilkan plot ACF dan PACF dari data *return* harga saham ISSI.



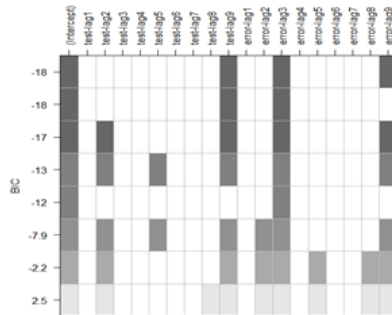
Gambar 4.4. Plot ACF dan PACF Data *Return* Harga Saham ISSI

Berdasarkan Gambar 4.4 yang menunjukkan plot ACF dan PACF terjadi *cuts off* melewati garis signifikansi setelah lag ke- 2 dan 3. Oleh karena itu, model *time series* yang direkomendasikan berdasarkan visualisasi plot ACF dan PACF pada Gambar 4.4 yaitu ARMA(2,2), ARMA(2,3), ARMA(3,3), dan ARMA(3,2). Proses identifikasi model ARMA(p,q) selanjutnya dapat dilakukan dengan mengacu pada plot EACF yang disajikan dalam Gambar 4.5 dan BIC yang ditampilkan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.5. Plot EACF Data *Return* Saham ISSI

Berdasarkan plot EACF pada Gambar 4.5, kandidat model yang teridentifikasi adalah ARMA(0,3), ARMA(1,4), dan ARMA(4,4).



Gambar 4.6. Plot BIC Data *Return Saham ISSI*

Berdasarkan Gambar 4.6, model yang teridentifikasi berada pada ARMA(0,3) dan ARMA(2,3) karena mempunyai nilai BIC terkecil dan terletak pada baris tertinggi yang berwarna paling gelap. Setelah kandidat model sudah teridentifikasi, langkah selanjutnya yaitu dilakukan estimasi parameter pada model tersebut yang nantinya akan dipilih sebagai model terbaik.

2. Estimasi Parameter Model Terpilih

Kandidat model terbaik yang telah terpilih selanjutnya akan dilakukan estimasi parameter menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Parameter kandidat model dari ARMA(0,3); ARMA(2,2); ARMA(3,3); ARMA(2,3); ARMA(3,2); ARMA(1,4); dan ARMA(4,4) akan diestimasi dan kemudian dilakukan uji signifikansi parameter model dengan hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis:

Uji Signifikansi parameter model $AR(p)$

$$H_0 : \phi = 0 \quad (\text{Parameter tidak signifikan})$$

$$H_1 : \phi \neq 0 \quad (\text{Parameter signifikan})$$

Uji Signifikansi parameter model $MA(q)$

$H_0 : \theta = 0$ (Parameter tidak signifikan)

$H_1 : \theta \neq 0$ (Parameter signifikan)

Berikut merupakan estimasi parameter dari kandidat model yang telah diidentifikasi pada langkah sebelumnya dengan *r-studio* yang ditampilkan pada Lampiran 9 dan dituliskan kembali pada Tabel 4.3 berikut.

Tabel 4.3. Estimasi Parameter Kandidat Model Terpilih

Model ARMA (p,q)	Koefisien	Estimasi	Standar Error	t-hitung (Signifikansi)
(0,3)	Intercept	0,0002	0,0003	0,6667 (Tidak)
	θ_1	-0,0160	0,0295	-0,5424 (Tidak)
	θ_2	-0,0738	0,0279	-2,6452 (Signifikan)
	θ_3	0,1494	0,0282	5,2979 (Signifikan)
(2,2)	Intercept	0,0002	0,0003	0,6667 (Tidak)
	ϕ_1	-1,3532	0,1151	-11,76 (Signifikan)
	ϕ_2	-0,7528	0,0984	-7,6504 (Signifikan)
	θ_1	1,3727	0,1240	11,07 (Signifikan)
	θ_2	0,7053	0,1136	6,2086 (Signifikan)
(3,3)	Intercept	0,0002	0,0003	0,6667 (Tidak)
	ϕ_1	0,3548	0,1942	1,8270 (Tidak)
	ϕ_2	0,0872	0,1322	0,6596 (Tidak)
	ϕ_3	-0,0406	0,1450	-0,2800 (Tidak)
	θ_1	-0,3668	0,1906	-1,9244 (Tidak)
	θ_2	-0,1575	0,1277	-1,2334 (Tidak)
	θ_3	0,2171	0,1417	1,5321 (Tidak)
(2,3)	Intercept	0,0002	0,0003	0,6667 (Tidak)
	ϕ_1	0,3161	0,1651	1,9146 (Tidak)
	ϕ_2	0,0793	0,1290	0,6147 (Tidak)
	θ_1	-0,3285	0,1629	-2,0166 (Signifikan)
	θ_2	-0,1499	0,1254	-1,1954 (Tidak)
	θ_3	0,1773	0,0297	5,9697 (Signifikan)
(3,2)	Intercept	0,0002	0,0003	0,6667 (Tidak)
	ϕ_1	0,1539	0,1751	0,8789 (Tidak)
	ϕ_2	0,0951	0,1443	0,8789 (Tidak)
	ϕ_3	0,1646	0,0300	5,4867 (Signifikan)
	θ_1	-0,1631	0,1777	-0,9178 (Tidak)
	θ_2	0,1777	0,1438	1,2357 (Tidak)

(1,4)	Intercept	0,0002	0,0003	0,6667 (Tidak)
	ϕ_1	0,4857	0,2530	1,9198 (Tidak)
	θ_1	-0,4976	0,2544	-1,9560 (Tidak)
	θ_2	-0,0702	0,0332	-2,1145 (Signifikan)
	θ_3	0,1893	0,0373	5,0751 (Signifikan)
	θ_4	-0,0283	0,0526	-0,5380 (Tidak)
(4,4)	Intercept	0,0002	0,0003	0,6667 (Tidak)
	ϕ_1	0,1103	0,1430	0,7713 (Tidak)
	ϕ_2	0,5653	0,1163	4,8607 (Signifikan)
	ϕ_3	0,0498	0,1048	0,4752 (Tidak)
	ϕ_4	-0,5810	0,0987	-5,8865 (Signifikan)
	θ_1	-0,1097	0,1458	-0,7524 (Tidak)
	θ_2	-0,6366	0,1177	-5,4087 (Signifikan)
	θ_3	0,0914	0,0982	0,9308 (Tidak)
	θ_4	0,6208	0,0949	6,5416 (Signifikan)

Tabel 4.3 merupakan hasil dari proses estimasi parameter dari kandidat model pada Data *return* harga saham ISSI. Berdasarkan tabel tersebut, model ARMA (p,q) yang telah melalui proses uji signifikansi parameter diperoleh model ARMA(2,2) karena semua nilai $|t_{hitung}| > t_{(0,025;1149)}$ atau $|t_{hitung}| > 1,962$. Karena hanya satu model yang mempunyai parameter yang signifikan, model ARMA(2,2) menjadi model terbaik untuk data *return* harga saham ISSI periode Januari 2020 – September 2024. Model ARMA(2,2) yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$Y_t = 0,0002 - 1,3532Y_{t-1} - 0,7528Y_{t-2} + \epsilon_t + 1,3727\epsilon_{t-1} + 0,7053\epsilon_{t-2} \quad (4.2)$$

Dari persamaan (4.2) tersebut, dapat diperoleh nilai prediksi dari *return* saham ISSI untuk periode ke-2 hingga 1150. Berikut prediksi return saham ISSI dengan ARMA(2,2).

$$\hat{Y}_2 = 0,0002 - 1,3532Y_1 - 0,7528Y_0 + 1,3727\epsilon_1 + 0,7053\epsilon_0$$

$$\hat{Y}_2 = 0,0002 - 1,3532(0) - 0,7528(0) + 1,3727(0) + 0,7053(0)$$

$$\hat{Y}_2 = 0,0002 \quad (4.3)$$

⋮

$$\hat{Y}_{1150} = 0,0002 - 1,3532Y_{1150} - 0,7528Y_{1149} + 1,3727\epsilon_{1150} + 0,7053\epsilon_{1149}$$

Dari nilai prediksi *return* saham ISSI tersebut, dapat diperoleh jumlah nilai residual kuadrat pada setiap periode, yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \sum_{t=2}^T \epsilon_t^2 &= \sum_{t=2}^T (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \\ \sum_{t=2}^T \epsilon_t^2 &= (Y_2 - \hat{Y}_2)^2 + (Y_3 - \hat{Y}_3)^2 + \dots + (Y_{1150} - \hat{Y}_{1150})^2 \\ \sum_{t=2}^T \epsilon_t^2 &= (0,004649 - 0,0002)^2 + (-0,011959 - (0,000016))^2 + \\ &\quad \dots + (-0,019835 - (-0,000066))^2 \\ \sum_{t=2}^T \epsilon_t^2 &= 0,00001979 + 0,0001434 + \dots + 0,00039081 \\ \sum_{t=2}^T \epsilon_t^2 &= 0,115664273 \end{aligned} \tag{4.4}$$

Dari perhitungan residual kuadrat setiap periode, nilai variansi pada data *return* harga saham ISSI dapat diperoleh sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= \frac{\sum_{t=1}^T \epsilon_t^2}{T-1} \\ \sigma^2 &= \frac{0,115664273}{1149} \\ \sigma^2 &= 0,000100665 \end{aligned} \tag{4.5}$$

Berdasarkan hasil perhitungan-perhitungan di atas, dapat diperoleh nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) dengan

menghitung fungsi *log-likelihood* sebagai berikut:

$$l = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{T}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=2}^T \epsilon_t^2$$

$$l = -\frac{1149}{2} \ln(2\pi) - \frac{1149}{2} \ln(0,000100665) - \frac{1}{2(0,000100665)}(0,115664273)$$

$$l = -1055,8604 + 5287,5328 - 574,3939$$

$$l = 3657,278 \quad (4.6)$$

Dengan demikian, nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) dari model ARMA(2,2) dapat diestimasi berdasarkan persamaan (2.15) sebagai berikut:

$$AIC = -2(3657,278) + 2(2 + 2 + 1)$$

$$AIC = -2(3657,278) + 2(5)$$

$$AIC = -7304,556 \quad (4.7)$$

Berikut nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) dari model ARMA(2,2) yang ditampilkan dalam tabel.

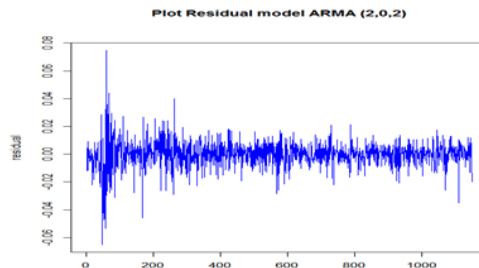
Tabel 4.4. Nilai AIC Model ARMA(2,2)

Model ARMA (p,q)	Koefisien	Estimasi	Standar Error	AIC
(2,2)	Intercept	0,0002	0,0003	-7304,47
	ϕ_1	-1,3532	0,1151	
	ϕ_2	-0,7528	0,0984	
	θ_1	1,3727	0,1240	
	θ_2	0,7053	0,1136	

Model ARMA(2,2) ini terpilih sebagai model *time series* terbaik yang nantinya akan dilanjutkan ke proses selanjutnya untuk memprediksi harga saham syariah dari indeks ISSI.

3. Diagnosis Model

Pada tahap ini, model ARMA(2,2) yang terpilih menjadi model terbaik akan dievaluasi kecukupan pada residual model dengan melakukan uji normalitas, autokorelasi, dan mendeteksi adanya unsur ARCH atau heteroskedastisitas dari data *return* harga saham ISSI. Tahap diagnosis model ini bertujuan untuk memastikan bahwa model *time series* yang dibangun, telah memenuhi asumsi statistik yang diperlukan dalam analisis lebih lanjut pada penelitian ini. Berikut merupakan plot dari residual model ARMA(2,2).



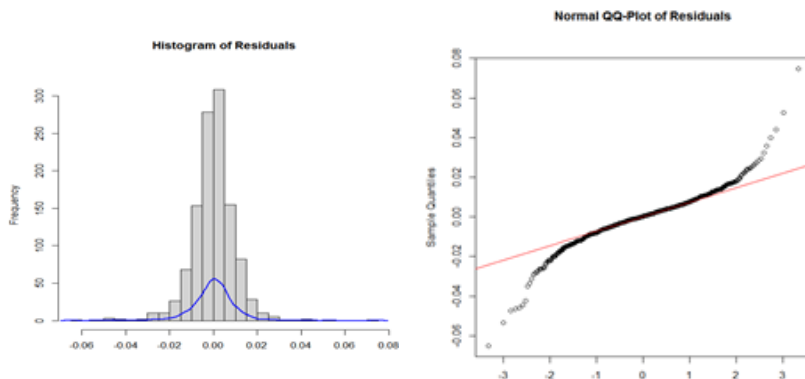
Gambar 4.7. Plot Residual Model ARMA (2,2)

Berdasarkan Gambar 4.7 terlihat bahwa pola data dari residual model ARMA(2,2) menunjukkan pola yang serupa dengan plot data *return* harga saham penutupan ISSI. Pada gambar tersebut, residual terlihat berfluktuasi di sekitar garis nol. Hal ini menunjukkan bahwa model ARMA(2,2) diperkirakan telah mengestimasi nilai rata-rata data dengan baik. Fluktuasi residual

terlihat cukup acak tanpa pola yang jelas. Pada mulanya, fluktuasi residual terlihat besar, kemudian menyusut menjadi lebih stabil. Hal ini diasumsikan sebagai indikasi adanya variabilitas residual yang tidak konsisten atau adanya heteroskedastisitas. Berikut merupakan analisis lebih lanjut terkait diagnosis model ARMA(2,2).

a. Uji Normalitas

Uji normalitas pada residual model ARMA(2,2) dapat dilihat melalui histogram dan Normal QQ-Plot sebagai berikut.



Gambar 4.8. Histogram dan Normal QQ-Plot
Residual Model ARMA(2,2)

Berdasarkan histogram pada Gambar 4.8 terlihat residual model ARMA(2,2) berdistribusi yang diduga menyerupai bentuk lonceng, yang mengindikasikan bahwa residual mendekati distribusi normal. Namun, pada Normal QQ-Plot data tidak mengikuti pola garis linier sehingga diduga residual tidak berdistribusi normal. Oleh karena itu, pemeriksaan lebih lanjut melalui uji statistik dengan uji Shapiro Wilk diperlukan,

berikut merupakan hipotesis uji normalitas residual.

Hipotesis:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Uji normalitas residual model ARMA(2,2) dengan menggunakan uji *Shapiro Wilk* melalui *software r-studio* ditampilkan pada Lampiran 10 yang dituliskan dalam Tabel 4.5 berikut.

Tabel 4.5. Uji Normalitas Residual Model ARMA (2,2)

Uji	P-Value
<i>Shapiro-Wilk normality test</i>	$< 2.2\text{e-}16$

Berdasarkan Tabel 4.5, diperoleh nilai *p-value* sebesar $< 2.2 \times 10^{-16}$, yang lebih kecil dari taraf signifikansi 5% (0.05). Dengan demikian H_0 ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model ARMA(2,2) tidak mengikuti distribusi normal.

b. Uji Autokorelasi

Langkah berikutnya dalam mendiagnosis model ARMA yaitu melakukan pengujian autokorelasi pada residual model. Berikut merupakan hipotesis uji autokorelasi dari residual model.

Hipotesis:

H_0 : Tidak terdapat autokorelasi

H_1 : Terdapat autokorelasi

Hasil uji *Ljung-Box* dalam uji autokorelasi residual model ARMA(2,2) ditampilkan pada Lampiran 10 dapat dituliskan pada tabel berikut.

Tabel 4.6. Uji Autokorelasi Residual Model ARMA (2,2)

Uji	P-Value
<i>Box-Ljung Test</i>	0,5385

Berdasarkan Tabel 4.6, nilai *p-value* yang diperoleh adalah sebesar 0,5385. Nilai tersebut lebih besar dibandingkan taraf signifikansinya sebesar 5% atau 0,05. Dengan demikian, H_0 diterima, yang berarti residual model ARMA(2,2) tidak terdapat autokorelasi. Residual yang tidak mempunyai autokorelasi berarti tidak mempunyai hubungan atau tidak saling berkorelasi dengan nilai residual sebelumnya. Dalam hal ini, nilai residual bersifat acak yang tidak mempunyai pola tertentu atau hubungan antar waktu.

c. Uji Unsur ARCH

Untuk mendeteksi unsur ARCH pada residual model ARMA(2,2), akan digunakan uji *ARCH Lagrange Multiplier* dengan hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis:

$$H_0 : \alpha_i = 0 \text{ (tidak ada unsur ARCH)}$$

$$H_1 : \alpha_i \neq 0 \text{ (ada unsur ARCH)}$$

Tabel 4.7 berikut merupakan hasil deteksi unsur ARCH melalui uji *ARCH Lagrange Multiplier* dari analisis menggunakan *r-studio* yang ditampilkan pada Lampiran 10.

Tabel 4.7. Uji Unsur ARCH Residual Model ARMA (2,2)

Uji	P-Value
ARCH LM-test	$< 2.2e-16$

Berdasarkan Tabel 4.7, diperoleh nilai *p-value* sebesar $< 2.2 \times 10^{-16}$. Nilai tersebut lebih kecil dari taraf signifikansi sebesar 5% atau 0,05. Dengan demikian H_0 ditolak, yang berarti terdapat unsur ARCH pada residual model ARMA(2,2). Hal ini mengindikasikan bahwa adanya asumsi heteroskedastisitas dalam residual model sehingga varians residual tidak konstan sepanjang waktu. Dengan kata lain, ada periode di mana volatilitas tinggi diikuti oleh periode dengan volatilitas rendah. Hal ini akan menjadikan prediksi model kurang akurat karena gagal menangkap pola volatilitas dalam data. Dengan demikian, asumsi heteroskedastisitas ini perlu diperhitungkan dalam kombinasi model ARMA untuk menangkap pola rata-rata (*mean*) dan ARCH/GARCH untuk menangkap pola volatilitas.

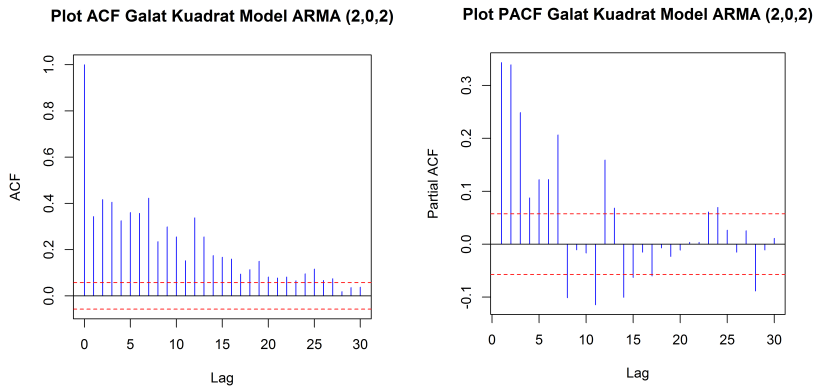
D. Pembentukan Model GARCH(*s,r*)

Heteroskedastisitas atau unsur ARCH yang terdeteksi pada model ARMA(2,2) mengindikasikan perlunya penambahan model ARCH/GARCH setelah model ARMA dikembangkan.

1. Identifikasi Model

Model ARCH/GARCH dapat diidentifikasi melalui analisis plot ACF dan PACF dari galat kuadrat model ARMA(2,2) pada data *return* harga saham ISSI yang ditunjukkan pada gambar berikut.

Berdasarkan Gambar 4.9, plot ACF galat kuadrat model



Gambar 4.9. Plot ACF dan PACF Galat Kuadrat Model ARMA(2,2)

ARMA(2,2) menunjukkan korelasi yang signifikan hingga orde tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa adanya *volatility clustering*, di mana periode volatilitas tinggi cenderung diikuti volatilitas tinggi, dan volatilitas rendah diikuti oleh volatilitas rendah. Pada plot tersebut, batang ACF cenderung perlahan mengecil (*decay*) tetapi tetap signifikan melewati garis signifikan. Namun, pada lag ke-28 menunjukkan bahwa efek volatilitas semakin berkurang. Data saham ISSI ini menunjukkan hubungan jangka panjang dalam volatilitas. Korelasi signifikan pada lag tinggi mengindikasikan bahwa model ARCH sederhana mungkin tidak cukup, karena hanya menangani pengaruh volatilitas jangka pendek. Model GARCH diperlukan untuk menangkap pola ketergantungan ini karena GARCH mencakup komponen jangka pendek (ARCH) dan jangka panjang (GARCH).

Pada Gambar 4.9 plot PACF menunjukkan pola signifikan bertahan hingga beberapa lag. Pola ini menunjukkan bahwa volatilitas saat ini dipengaruhi secara langsung oleh volatilitas

di periode-periode sebelumnya, tidak hanya oleh satu atau dua lag saja. Pola bertahan hingga beberapa lag pada PACF galat kuadrat model ARMA(2,2) mengindikasikan adanya hubungan jangka pendek dan jangka panjang dalam volatilitas data. Model GARCH digunakan untuk menangkap pola ini dengan menggabungkan efek ARCH (hubungan jangka pendek) dan efek GARCH (hubungan jangka panjang). Pola ini mencerminkan sifat *clustering* dalam volatilitas data keuangan. Dengan demikian, dalam hal ini akan mempertimbangkan model GARCH(1,1), GARCH(1,2), dan GARCH(2,1), di mana model-model tersebut populer digunakan serta ditunjukkan oleh Bollerslev (1986) mempunyai eksistensinya masing-masing pada momen orde lebih tinggi.

2. Estimasi Parameter

Sebelum menentukan model GARCH yang paling sesuai untuk data, langkah yang akan dilakukan adalah mengestimasi parameter untuk kombinasi orde GARCH(s,r) dengan menggunakan *r-studio* yang ditampilkan pada Lampiran 11. Setelah itu, evaluasi dilakukan menggunakan kriteria informasi *Akaike's Information Criterion* (AIC) untuk memilih model yang terbaik. Berikut merupakan tabel hasil estimasi parameter dari model GARCH(s,r) yang diuji.

Berdasarkan hasil estimasi parameter untuk beberapa kandidat model GARCH yang diuji, nilai AIC digunakan sebagai indikator utama untuk menentukan model yang sesuai. Pada Tabel 4.7, model GARCH(1,1) menunjukkan nilai AIC yang lebih rendah dibandingkan model lainnya. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) terpilih menjadi model

Tabel 4.8. Estimasi Parameter Model GARCH

Model GARCH (s,r)	Koefisien	Estimasi Parameter	AIC
(1,1)	Intercept	0,000467	-6.7486
	ϕ_1	-0.087427	
	ϕ_2	-0.483564	
	θ_1	-0.005841	
	θ_2	0.395277	
	α_0	0.000005	
	α_1	0.129322	
	β_1	0.813282	
(1,2)	Intercept	0,000467	-6.7468
	ϕ_1	-0.087490	
	ϕ_2	-0.483717	
	θ_1	-0.005771	
	θ_2	0.395428	
	α_0	0.000005	
	α_1	0.129335	
	β_1	0.813270	
(2,1)	Intercept	0,000466	-6.7469
	ϕ_1	-0.083817	
	ϕ_2	-0.483929	
	θ_1	-0.009595	
	θ_2	-0.395810	
	α_0	0.000005	
	α_1	0.123868	
	α_2	0.008162	
(2,2)	Intercept	0,000466	-6.7469
	ϕ_1	-0.083817	
	ϕ_2	-0.483929	
	θ_1	-0.009595	
	θ_2	-0.395810	
	α_0	0.000005	
	α_1	0.123868	
	α_2	0.008162	

terbaik dengan nilai AIC sebesar -6.7486. Berikut merupakan model ARMA(2,2):

$$Y_t = 0,000467 - 0.087427Y_{t-1} - 0.483564Y_{t-2} + \varepsilon_t - 0.005841\varepsilon_{t-1} + 0.395277\varepsilon_{t-2} \quad (4.8)$$

dan model GARCH(1,1) sebagai *Conditional Variance* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 0.000005 + 0.129322\varepsilon_{t-1}^2 + 0.813282\sigma_{t-1}^2 \quad (4.9)$$

E. Prediksi Harga Saham Syariah dari Data *Testing*

Model *time series* terbaik yang terpilih berdasarkan nilai AIC terkecil dibangun oleh data *training*. Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) selanjutnya akan digunakan untuk memprediksi data harga dan *return* harga saham ISSI sebanyak data *testing*, yaitu selama 01 Oktober – 30 Desember 2024 atau sejumlah 62 data. Kemudian, akan diukur tingkat akurasi model dalam memprediksi harga saham ISSI melalui nilai MAPE.

Pada persamaan (4.1) telah diperoleh perhitungan untuk *return* saham ISSI sampai periode ke-1150. Dari persamaan (4.2) dan (4.3), dapat dihitung nilai prediksi $\hat{Y}_t$ dan estimasi heteroskedastisitas $\hat{\sigma}_t^2$ berdasarkan nilai *return* yang telah dihitung sebelumnya dan dituliskan pada Lampiran 2. Dengan cara yang sama pada persamaan (4.2) dan (4.3), dapat diperoleh nilai prediksi $\hat{Y}_{1151}$ untuk data *testing* dengan menggunakan informasi pada persamaan 4.8 serta nilai-nilai yang telah diperoleh sebelumnya, seperti: $R_{1149} = -0,007542$, $R_{1150} = -0,019835$, $\hat{Y}_{1149} = -0,000747$, $\hat{Y}_{1150} = 0,000513$, $\hat{\sigma}_{1150}^2 = 0,00006676$. Berikut merupakan tahapan prediksi harga saham syariah untuk data *testing* dari nilai *return* saham.

Residual pada periode ke-1149 dan 1150 dapat diperoleh melalui langkah sebagai berikut:

$$\epsilon_{1149} = -0,007542 - (-0,000747) = -0,006795 \quad (4.10)$$

$$\epsilon_{1150} = -0,019835 - 0,000513 = -0,020348 \quad (4.11)$$

Dari nilai residual tersebut, akan diperoleh nilai prediksi

periode ke-1151 ($\hat{Y}_{1151}$) dengan persamaan (4.8), sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{1151} = 0,000467 - 0,087427Y_{1150} - 0,483564Y_{1149} - \\ 0,005841\varepsilon_{1150} + 0,395277\varepsilon_{1149}$$

$$\hat{Y}_{1151} = 0,000467 - 0,087427(-0,019835) - 0,483564(-0,007542) \\ - 0,005841(-0,020348) + 0,395277(-0,006795)$$

$$\hat{Y}_{1151} = 0,000467 + 0,001734 + 0,003647 + 0,000119 - 0,002686 \\ \hat{Y}_{1151} = 0,003281 \quad (4.12)$$

Nilai prediksi yang diperoleh, selanjutnya akan diestimasi nilai heteroskedastisitasnya dalam mempertimbangkan volatilitas yang terkandung dalam residual model ARMA(2,2) dari data *return* saham ISSI. Berikut merupakan estimasi heteroskedastisitas pada periode ke-1151 ($\hat{\sigma}_{1151}^2$) dengan model GARCH(2,2):

$$\hat{\sigma}_{1151}^2 = 0,000005 + 0,129322\varepsilon_{1150}^2 + 0,813282\sigma_{1150}^2 \\ \hat{\sigma}_{1151}^2 = 0,000005 + 0,129322((-0,020348)^2) + 0,813282(0,00006676) \\ \hat{\sigma}_{1151}^2 = 0,000005 + 0,0000535 + 0,0000543 \\ \hat{\sigma}_{1151}^2 = 0,0001128 \quad (4.13)$$

Dengan demikian, diperoleh nilai prediksi dari *return* saham ISSI periode ke-1151 dengan model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) sebagai berikut.

$$\hat{Y}_{1151} = 0,003281 + 0,0001128 \\ \hat{Y}_{1151} = 0,003394 \quad (4.14)$$

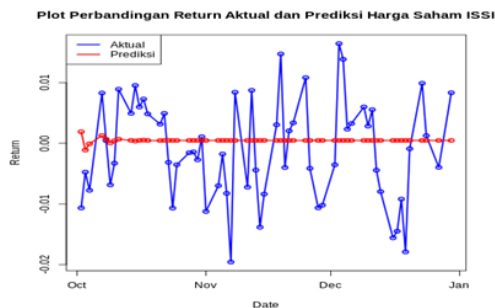
Hasil tersebut masih dalam bentuk nilai *return* saham, selanjutnya akan ditransformasi kembali ke bentuk harga saham, dengan harga terakhir pada periode ke-150 adalah sebesar Rp226,63, berikut perhitungannya.

$$R_{1151} = \ln \left(\frac{Y_{1151}}{Y_{1150}} \right)$$

$$0,003394 = \ln \left(\frac{Y_{1151}}{226,63} \right)$$

$$Y_{1151} = 227,40049 \quad (4.15)$$

Dengan langkah yang sama, dapat diperoleh nilai prediksi selama 62 hari ke depan untuk data *testing* yang hasilnya dituliskan secara lengkap pada Lampiran 4 dan Lampiran 12 sebagai perolehan prediksi menggunakan *r-studio*. Berikut merupakan perbandingan data aktual dan prediksi dari data *testing return* dan harga saham dari model yang terpilih.



Gambar 4.10. Plot Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi *Return* Harga Saham ISSI



Gambar 4.11. Plot Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi Harga Saham ISSI

Berdasarkan Gambar 4.10, nilai *return* aktual menunjukkan volatilitas yang cukup tinggi dengan fluktuasi signifikan. Terdapat banyak lonjakan naik dan turun yang mengindikasikan perubahan harga saham yang tidak stabil. Nilai *return* yang diprediksi oleh model tampak konstan tanpa adanya fluktuasi yang signifikan. Berdasarkan Gambar 4.11 nilai prediksi harga saham menunjukkan tren naik secara stabil, tanpa banyak fluktuasi. Pada gambar tersebut, harga saham aktual berfluktuasi cukup signifikan, dimana terlihat terdapat kenaikan di awal bulan November tetapi kemudian mengalami penurunan yang cukup drastis menjelang bulan Desember 2024 dan terus turun hingga bulan Januari. Berikut merupakan ringkasan prediksi harga saham syariah ISSI dengan model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) pada periode 01 Oktober – 30 Desember 2024.

Tabel 4.9. Ringkasan Nilai Aktual dan Prediksi Harga Saham ISSI

Periode	Aktual	Prediksi
01/10/2024	230,1	227,418494
02/10/2024	227,66	227,851586
03/10/2024	226,58	227,598397
04/10/2024	224,83	227,578110
07/10/2024	226,7	227,869519
08/10/2024	226,8	228,021234
09/10/2024	225,25	228,034250
10/10/2024	224,51	228,127125
11/10/2024	226,52	228,280243
14/10/2024	227,64	228,389526
⋮	⋮	⋮
30/12/2024	215,65	233,991724

Tabel 4.9 di atas merupakan ringkasan hasil prediksi harga saham syariah, di mana hasil prediksi lebih lengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 2. Berdasarkan nilai hasil prediksi harga saham syariah tersebut, dapat dihitung nilai MAPE berdasarkan persamaan (2.26) dari hasil prediksi menggunakan model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{MAPE} &= \frac{100\%}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i} \\
 \text{MAPE} &= \frac{100\%}{62} \times 2,2773 \\
 \text{MAPE} &= 3,673\%
 \end{aligned} \tag{4.16}$$

Nilai MAPE atau kesalahan model tersebut dalam memprediksi yang diperoleh dari data *testing* sebesar 3,673%, di mana nilai tersebut kurang dari 10%. Dengan demikian, tingkat akurasi model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) dalam prediksi harga

saham syariah ISSI sangat baik yaitu sebesar 96,327%. Jadi, tingkat akurasi semakin baik apabila persentase kesalahan (MAPE) semakin kecil.

F. *Bootstrap Resampling*

Model ARMA-GARCH optimal yang telah dibangun pada langkah sebelumnya, kemudian akan dihitung residual dari model ARMA dengan menggunakan persamaan (2.14). Sebelum menghitung residual model, terlebih dahulu menghitung nilai estimasi model ARMA(2,2) dari data *training*. Berikut merupakan perhitungan untuk nilai estimasi model ARMA(2,2) berdasarkan persamaan (2.6) dan menggunakan informasi pada Tabel 4.4.

Model ARMA(2,2) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{Y}_2 &= 0,0002 - 1,3532Y_1 - 0,7528Y_0 + 1,3727\varepsilon_1 + 0,7053\varepsilon_0 \\ \hat{Y}_2 &= 0,0002 - 1,3532(0) - 0,7528(0) + 1,3727(0) + 0,7053(0) \\ \hat{Y}_2 &= 0,0002 \\ &\vdots \\ \hat{Y}_{1150} &= 0,0002 - 1,3532Y_{1149} - 0,7528Y_{1148} + 1,3727\varepsilon_{1149} + 0,7053\varepsilon_{1148}\end{aligned}$$

Dengan menggunakan persamaan (2.14), diperoleh nilai residual model ARMA(2,2) pada waktu $t = 2$ sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{\varepsilon}_2 &= Y_2 - \hat{Y}_2 \\ \hat{\varepsilon}_2 &= 0,004649 - 0,0002 \\ \hat{\varepsilon}_2 &= 0,004449 \\ &\vdots\end{aligned}\tag{4.17}$$

$$\hat{\varepsilon}_{1150} = Y_{1150} - \hat{Y}_{1150}$$

Nilai residual model ARMA(2,2) dari data *return* harga saham penutupan ISSI pada periode ke-2 adalah sebesar 0,004449. Perhitungan akan dilanjutkan sampai periode ke-1150, yang hasilnya dituliskan pada Lampiran 2. Hasil perhitungan dengan komputasi yang dilakukan secara runtut dengan *r-studio* dituliskan pada Lampiran 13 dibandingkan perhitungan secara analitik menghasilkan sedikit perbedaan, karena presisi numerik yang digunakan dalam komputer. Berikut merupakan tabel ringkasan hasil perhitungan residual model ARMA(2,2).

Tabel 4.10. Residual Model ARMA(2,2)

Periode	t	Nilai Residual
02/01/2020	1	0,00000000
03/01/2020	2	0,00442385
06/01/2020	3	-0,01199906
07/01/2020	4	0,00172999
08/01/2020	5	-0,01174877
09/01/2020	6	0,00925289
10/01/2020	7	-0,00262778
13/01/2020	8	0,00377129
14/01/2020	9	-0,00024334
02/01/2020	10	-0,00516197
⋮	⋮	⋮
30/09/2024	1150	-0,01988031

Setelah menghitung residual model rata-rata bersyaratnya, nilai heteroskedastisitasnya juga perlu diestimasi dalam mempertimbangkan volatilitas pada data untuk membangun sampel *bootstrap*. Berikut merupakan langkah dalam mengestimasi heteroskedastisitas dari model varians bersyaratnya berdasarkan persamaan (2.15). Sebelum mengestimasi heteroskedastisitasnya, diperlukan nilai kuadrat residual ($\hat{\varepsilon}_{(t-i)}^2$)

dan variansi residual ($\hat{\sigma}_{(t-j)}^2$) periode sebelumnya yang dapat dihitung menggunakan persamaan (4.8) sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \hat{Y}_2 &= 0.000467 - 0.087427Y_1 - 0.483564Y_0 - 0.005841\varepsilon_1 + \\
 &\quad 0.395277\varepsilon_0 \\
 \hat{Y}_2 &= 0.000467 - 0.087427(0) - 0.483564(0) - 0.005841(0) + \\
 &\quad 0.395277(0) \\
 \hat{Y}_2 &= 0.000467 \\
 &\quad \vdots \\
 \hat{Y}_{1150} &= 0.000467 - 0.087427Y_{1149} - 0.483564Y_{1148} - 0.005841\varepsilon_{1149} \\
 &\quad + 0.395277\varepsilon_{1148}
 \end{aligned} \tag{4.18}$$

Perhitungan secara analitik dapat dilanjutkan sampai periode ke-1150, dan hasilnya dituliskan pada Lampiran 2. Selanjutnya, menghitung nilai kuadrat residual model persamaan (4.8) yang akan digunakan dalam mengestimasi nilai heteroskedastisitas. Berikut merupakan perhitungan secara analitik kuadrat residual pada periode ke-2:

Berdasarkan persamaan (4.9), ketika $t = 2$ diperoleh $\hat{\sigma}_2^2 = 0.000005$, sehingga dapat diestimasi nilai heteroskedastisitas model GARCH(1,1) pada periode ke-3 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \hat{\sigma}_3^2 &= 0.000005 + 0.129322\hat{\varepsilon}_2^2 + 0.813282\hat{\sigma}_2^2 \\
 \hat{\sigma}_3^2 &= 0.000005 + 0.129322(0.00001749) + 0.813282(0.000005) \\
 \hat{\sigma}_3^2 &= 0.00001133
 \end{aligned} \tag{4.19}$$

⋮

$$1150^2 = 0.000005 + 0.129322\hat{\varepsilon}_{1149}^2 + 0.813282\hat{\sigma}_{1149}^2$$

Berikut merupakan tabel ringkasan hasil estimasi heteroskedastisitas model GARCH(1,1), yang dituliskan secara lengkap pada Lampiran 3.

Tabel 4.11. Estimasi Heteroskedastisitas Model GARCH(1,1)

Periode	t	Estimasi Heteroskedastisitas
02/01/2020	1	0,00000000
03/01/2020	2	0,00010235
06/01/2020	3	0,00010235
07/01/2020	4	0,00010812
08/01/2020	5	0,000092845
09/01/2020	6	0,000098761
10/01/2020	7	0,000091080
13/01/2020	8	0,000079036
14/01/2020	9	0,000069768
02/01/2020	10	0,000061773
⋮	⋮	⋮
30/09/2024	1150	0,00006676

Residual model ARMA(2,2) yang telah dihitung sebelumnya berperan penting dalam mengevaluasi kesalahan prediksi model terhadap data aktual. Estimasi heteroskedastisitas yang dilakukan pada model GARCH(1,1) bertujuan untuk menangkap pola volatilitas yang terdapat pada data *return* harga saham penutupan ISSI. Kedua langkah tersebut memastikan bahwa residual yang akan digunakan dalam *bootstrap* mencerminkan karakteristik sebenarnya dari data yang dimodelkan. Model ARMA-GARCH sebagai model parametrik yang bergantung pada asumsi normalitas residual atau struktur stasioneritas data. Ketika

data aktual tidak sepenuhnya sesuai dengan asumsi ini, prediksi model menjadi bias. Berikut merupakan perhitungan secara analitik untuk estimasi bias dari model ARMA-GARCH yang telah dimodelkan pada periode ke-2 berdasarkan persamaan (2.16):

$$\begin{aligned}\hat{\eta}_2 &= \frac{\hat{\varepsilon}_2}{\sqrt{\hat{\sigma}_2^2}} \\ \hat{\eta}_2 &= \frac{0.004449}{\sqrt{0.00010235}} \\ \hat{\eta}_2 &= 0.43976 \\ &\vdots \\ \hat{\eta}_{1150} &= \frac{\hat{\varepsilon}_{1150}}{\sqrt{\hat{\sigma}_{1150}^2}}\end{aligned}\tag{4.20}$$

Perhitungan estimasi bias dari model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) dilanjutkan sampai periode ke-1150 dan dituliskan secara lengkap pada Lampiran 3. Setelah bias diestimasi, kemudian dilakukan standarisasi pada estimasi bias agar sampel *bootstrap* yang dihasilkan memiliki karakteristik yang mendekati data aslinya, termasuk varians yang konstan dan rata-rata yang mendekati nol. Berikut merupakan perhitungan secara analitik estimasi bias yang telah distandarisasi berdasarkan persamaan (2.17).

$$\tilde{\eta}_2 = \frac{\hat{\eta}_2 - \hat{\mu}}{\hat{\sigma}}$$

Dengan nilai estimasi rata-rata bias ($\hat{\mu}$) sebagai berikut:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{1150} \hat{\eta}_t$$

$$\hat{\mu} = \frac{1}{1150}(0 + 0.43976 + \cdots + \hat{\eta}_{1150})$$

$$\hat{\mu} = \frac{-6.0155644}{1150}$$

$$\hat{\mu} = -0.0052309 \quad (4.21)$$

Kemudian, nilai estimasi variansi bias dapat diperoleh dengan:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{1150} (\hat{\eta}_t - \hat{\mu})^2$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{(0 + 0.0052309)^2 + (0.43976 + 0.0052309)^2 + \cdots + (\hat{\eta}_{1150} - \hat{\mu})^2}{1150}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1149.967853}{1150} = 0.9999 \quad (4.22)$$

Dari langkah di atas, diperoleh nilai estimasi bias yang telah distandarisasi sebagai berikut:

$$\tilde{\eta}_2 = \frac{0.43976 + 0.0052309}{0.9999}$$

$$\tilde{\eta}_2 = 0.443235 \quad (4.23)$$

$$\vdots$$

$$\tilde{\eta}_{1150} = \frac{\hat{\eta}_{1150} - \hat{\mu}}{\hat{\sigma}}$$

Berikut merupakan ringkasan hasil estimasi bias yang telah distandarisasi dan secara lengkap ditampilkan pada Lampiran 5.

Tabel 4.12. Estimasi Bias yang Distandarisasi Model
ARMA-GARCH

Periode	t	Estimasi Bias
02/01/2020	1	0,0000000
03/01/2020	2	0,4421604
06/01/2020	3	-1,1798746
07/01/2020	4	0,171478
08/01/2020	5	-1,213079
09/01/2020	6	0,935532
10/01/2020	7	-0,269882
13/01/2020	8	0,429084
14/01/2020	9	-0,023877
02/01/2020	10	-0,650216
⋮	⋮	⋮
30/09/2024	1150	-2,4443305

Metode *bootstrap* digunakan dalam penelitian ini untuk membangun interval konfidensi pada langkah selanjutnya tanpa asumsi distribusi teoritis. Dengan mensimulasikan data berdasarkan residual, *bootstrap* membantu mengoreksi bias yang ada dalam estimasi parameter.

Estimasi bias dihitung sebagai bagian dari langkah untuk mengatasi potensi bias dalam residual standar, yang nantinya akan digunakan dalam proses pembentukan sampel *bootstrap* (Y_t^*) berdasarkan persamaan (2.19). Residual yang telah distandarisasi ($\tilde{\eta}_t$) ini digunakan dalam proses *bootstrap* untuk membentuk distribusi empiris ($F_T(y)$) atau dengan kata lain menghasilkan replika *bootstrap* (Y_t^*), yang tujuannya adalah meniru struktur data asli. Berikut merupakan sampel *bootstrap* dengan pengulangan $B = 1000$, $B = 2000$, dan $B = 3000$ kali.

Tabel 4.13. Sampel *Bootstrap* Pengulangan B -kali
Model ARMA-GARCH

No	B=1000			B=2000			B=3000		
	B=1	...	B=1000	B=1	...	B=2000	B=1	...	B=3000
1	-0,01579	...	-0,00259	-0,01594	...	0,00622	-0,01594	...	-0,00428
2	-0,0283	...	0,00771	-0,02833	...	0,00253	-0,02833	...	0,01298
3	-0,0044	...	-0,00945	-0,00442	...	-0,01019	-0,00442	...	0,00105
4	0,00991	...	-0,00269	0,00991	...	0,00723	-0,00991	...	-0,01252
5	-0,00064	...	-0,03210	-0,00064	...	-0,01291	-0,00064	...	-0,01966
6	0,00211	...	-0,00510	0,00211	...	-0,00302	0,00211	...	0,00696
7	0,00928	...	-0,00163	0,00928	...	-0,00217	0,00928	...	-0,00101
8	-0,01301	...	-0,02957	-0,01301	...	0,01451	-0,01301	...	0,00860
9	-0,00329	...	-0,00763	-0,00329	...	-0,00370	-0,00329	...	-0,00046
10	-0,00610	...	0,00453	-0,00610	...	0,00048	-0,00610	...	-0,00014
⋮	⋮	...	⋮	⋮	...	⋮	⋮	...	⋮
1150	-0,00137	...	0,00879	-0,00137	...	0,00764	-0,00137	...	0,00307

Sampel *bootstrap* (Y_t^*) pada Tabel 4.13 di atas disusun oleh nilai estimasi dari model ARMA(2,2) ($\hat{Y}_t$) pada data *training* berdasarkan model persamaan (4.2), dan kemudian ditambah dengan komponen residual *bootstrap* ($\hat{\varepsilon}_t^*$). Nilai ($\hat{\varepsilon}_t^*$) tersebut, diperoleh dari *resampling* secara acak dari residual standar (η_t^*) berdasarkan distribusi empiris ($F_T(y)$) dengan mempertimbangkan nilai estimasi volatilitas GARCH(1,1) ($\hat{\sigma}_t^2$) untuk mempertahankan struktur heteroskedastisitas. Proses tersebut dilakukan secara rekursif untuk semua periode data dan sebanyak B -kali.

Dari sampel *bootstrap* yang diperoleh pada Tabel 4.13, kemudian dilakukan estimasi parameter untuk mendapatkan parameter baru berdasarkan sampel *bootstrap* (Y_t^*) pada model ARMA(2,2)-GARCH(1,1). Berikut merupakan hasil estimasi parameter dari sampel *bootstrap* untuk masing-masing B pengulangan.

Tabel 4.14. Estimasi Parameter Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1)
dari Sampel *Bootstrap* Pengulangan *B*-kali

Parameter	Bootstrap Pengulangan B-Kali		
	B=1000	B=2000	B=3000
C^*	0,0004328882	0,0004333618	0,0004325506
ϕ_1^*	0,007849233	-0,02424478	-0,03388865
ϕ_2^*	-0,4739366	-0,4575634	-0,4579455
θ_1^*	0,02207571	0,0102423	0,01849028
θ_2^*	0,4810204	0,4646992	0,4642908
α_0^*	0,000005309	0,0000053322	0,000005339
α_1^*	0,07273905	0,07229014	0,07215614
β_1^*	0,8668001	0,8669716	0,8666995

Hasil estimasi parameter dari setiap iterasi *bootstrap* akan digunakan sebagai parameter dalam memprediksi data harga saham yang akan datang secara berulang. Dengan menggunakan parameter yang telah diestimasi pada setiap iterasi *bootstrap*, prediksi dilakukan secara rekursif sesuai dengan struktur model. Berikut merupakan model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) yang terbentuk berdasarkan *resampling* metode *bootstrap* masing-masing pengulangan *B*-kali.

Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) untuk $B=1000$ adalah sebagai berikut.

$$(Y_t^*) = 0,0004329 + 0,007849Y_{(t-1)}^* - 0,473937Y_{(t-2)}^* + \varepsilon_{(t)}^* \\ + 0,022076\varepsilon_{(t-1)}^* + 0,4810204\varepsilon_{(t-2)}^* \quad (4.24)$$

$$\sigma_t^2 = 0.000005 + 0,072739a_{(t-1)}^{*2} + 0,86680\sigma_{t-1}^{*2} \quad (4.25)$$

Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) untuk $B=2000$ adalah sebagai berikut.

$$(Y_t^*) = 0,0004334 - 0,024245Y_{(t-1)}^* - 0,457563Y_{(t-2)}^* + \varepsilon_{(t)}^* \\ + 0,010242\varepsilon_{(t-1)}^* + 0,464699\varepsilon_{(t-2)}^* \quad (4.26)$$

$$\sigma_t^2 = 0.000005 + 0,072290\varepsilon_{(t-1)}^{*2} + 0,866972\sigma_{t-1}^{*2} \quad (4.27)$$

Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) untuk $B=3000$ adalah sebagai berikut.

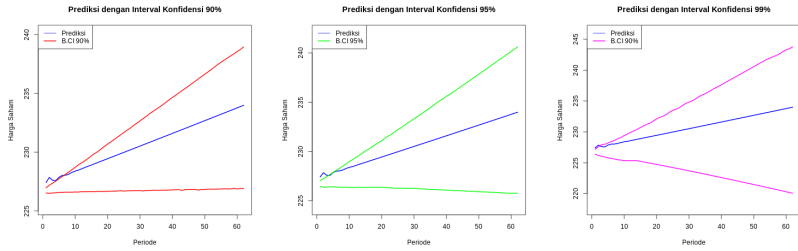
$$\begin{aligned} (Y_t^*) = & 0,0004325 - 0,033889Y_{(t-1)}^* - 0,457945Y_{(t-2)}^* + \varepsilon_{(t)}^* \\ & + 0,018490\varepsilon_{(t-1)}^* + 0,464291\varepsilon_{(t-2)}^* \end{aligned} \quad (4.28)$$

$$\sigma_t^2 = 0.000005 + 0,072156\varepsilon_{(t-1)}^{*2} + 0,86670\sigma_{t-1}^{*2} \quad (4.29)$$

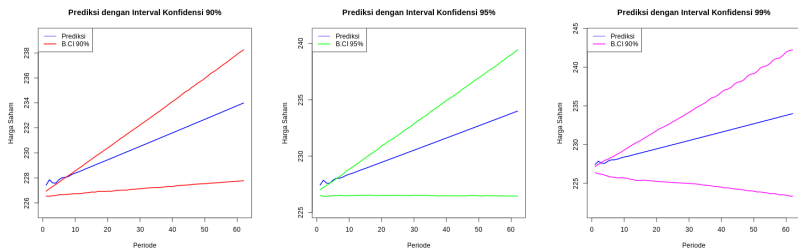
G. Interval Konfidensi *Bootstrap* Pada Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1)

Selanjutnya, pada penelitian ini menerapkan metode *bootstrap* dalam mengonstruksi interval konfidensi untuk prediksi harga saham syariah pada proses ARMA(2,2)-GARCH(1,1), dimana asumsi distribusi pada model tersebut tidak mengikuti distribusi normal berdasarkan hasil uji normalitas residual menggunakan *Shapiro Wilks* sebelumnya. Oleh karena itu, pada langkah ini akan dilakukan prediksi dari sampel *bootstrap* yang telah diperoleh sebelumnya berdasarkan masing-masing pengulangan B -kali, serta *bootstrap* persentil akan digunakan sebagai pendekatan dalam mengonstruksi interval konfidensi harga saham syariah dengan tingkat kepercayaan 90%, 95%, dan 99%.

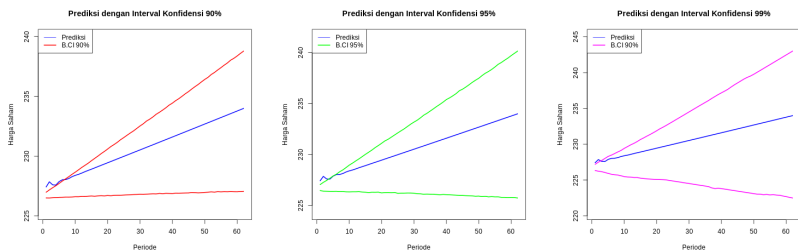
Berikut merupakan plot interval konfidensi prediksi harga saham syariah dari masing-masing pengulangan.



Gambar 4.12. Plot Interval Konfidensi Metode *Bootstrap* $B=1000$ kali, tingkat kepercayaan 90%,95%, dan 99%



Gambar 4.13. Plot Interval Konfidensi Metode *Bootstrap* $B=2000$ kali, tingkat kepercayaan 90%,95%, dan 99%



Gambar 4.14. Plot Interval Konfidensi Metode *Bootstrap* $B=3000$ kali, tingkat kepercayaan 90%,95%, dan 99%

Pada plot interval konfidensi metode *bootstrap* di atas, garis biru menunjukkan nilai prediksi titik yang telah dilakukan pada

Tabel 4.8. Garis merah menunjukkan interval konfidensi metode *bootstrap* persentil dengan tingkat kepercayaan 90%, garis hijau menunjukkan interval konfidensi dengan tingkat kepercayaan 95%, dan garis magenta menunjukkan interval konfidensi dengan tingkat kepercayaan 99%.

Plot interval konfidensi keseluruhan dari setiap B pengulangan dengan masing-masing tingkat kepercayaan tersebut menunjukkan bahwa nilai prediksi titik dari harga saham syariah untuk data *testing* masuk ke dalam interval. Namun, pada beberapa titik awal terjadi lonjakan harga pada awal periode. Pada periode selanjutnya prediksi sudah mulai stabil, dan interval semakin lebar. Pada Gambar 4.14, terlihat bahwa interval konfidensi dari $B = 2000$ kali pengulangan terlihat lebih sempit dibandingkan plot yang lainnya. Dengan demikian, asumsi secara visual $B = 2000$ kali dapat menghasilkan interval konfidensi untuk prediksi yang lebih sempit, atau dengan kata lain hasil prediksi berupa interval ini, mendekati nilai prediksi titik harga saham syariah.

Pada masing-masing plot dengan tingkat kepercayaan 90%, 95%, dan 99%, terlihat bahwa semakin besar tingkat kepercayaan, maka semakin besar *length* interval konfidensi. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar *length* interval konfidensi, semakin banyak nilai prediksi yang tercakup di dalamnya. Oleh karena itu, tingkat ketepatan prediksi juga meningkat. Sebaliknya, ketika tingkat kepercayaan lebih rendah, *length* interval konfidensi menjadi lebih kecil, yang mengakibatkan tingkat ketepatan juga menurun.

Berdasarkan hasil konstruksi interval konfidensi tersebut, juga dapat diperoleh nilai *mean* dan standar deviasi (SD) dari masing-masing *length* untuk membandingkan interval konfidensi

setiap B pengulangan. Berikut merupakan hasil perolehan nilai *mean* dan standar deviasi dari interval konfidensi tersebut.

Tabel 4.15. Nilai *Mean* dan Standar Deviasi (SD) dari *Length* Interval Konfidensi Metode *Bootstrap* Persentil

Bootstrap (B)	Nilai Statistik	Interval Konfidensi		
		90%	95%	99%
1000	Mean :	6,241618	7,561345	11,95655
1000	SD :	3,462589	4,232678	6,816379
2000	Mean :	5,379571	6,700572	9,842884
2000	SD :	2,981617	3,676518	5,280321
3000	Mean :	6,026232	7,422851	10,64123
3000	SD :	3,330784	4,073381	5,78695

Berdasarkan Tabel 4.15, nilai rata-rata (*mean*) dan standar deviasi dari *length* interval konfidensi masing-masing B pengulangan mempunyai nilai yang kecil dan ketiganya stabil. Namun, nilai standar deviasi terkecil dari *length* interval konfidensi yaitu pada tingkat kepercayaan 90%, 95%, dan 99% yang diperoleh melalui pendekatan metode *bootstrap* persentil dengan persentil 2000 kali pengulangan.

Nilai standar deviasi yang kecil pada interval konfidensi menunjukkan bahwa *length* interval tersebut sempit, yang mengindikasikan bahwa estimasi prediksi mempunyai ketidakpastian yang lebih rendah karena tidak memberikan rentang yang terlalu lebar untuk kemungkinan nilai yang akan datang. Dengan demikian, rentang hasil prediksi mendekati nilai suatu prediksi titik. Oleh karena itu, dipilih tingkat kepercayaan sebesar 90% dari *bootstrap* 2000 kali pengulangan.

Nilai standar deviasi yang kecil dari *length* interval konfidensi menunjukkan bahwa variabilitas *length* interval antar periode prediksi rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa

model menghasilkan estimasi yang konsisten, sehingga dapat dipercaya dalam jangka waktu yang cukup panjang tanpa mengalami fluktuasi yang signifikan dalam ketidakpastiannya. Dengan demikian, prediksi harga saham syariah dengan model ARMA-GARCH, interval konfidensi mencerminkan tingkat ketidakpastian yang berasal dari volatilitas residual. *Length* interval yang dihasilkan mempunyai nilai *mean* dan standar deviasi sebagai variabilitas yang kecil, maka model dapat dikatakan mampu mengakomodasi ketidakpastian dengan efisien tanpa memberikan estimasi yang terlalu konservatif atau terlalu luas. Dengan demikian, estimasi interval konfidensi untuk prediksi harga saham syariah menggunakan metode *bootstrap* persentil dari model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{(1150+h)B.(0.05)}^* < \hat{Y}_{(1150+h)} < \hat{Y}_{(1150+h)B.(0.95)}^*$$

dimana $\hat{Y}_{(1150+h)B.(0.05)}^*$ sebagai batas bawah prediksi harga saham syariah periode $1150 + h$ dari hasil *bootstrap*, $\hat{Y}_{(1150+h)B.(0.95)}^*$ sebagai batas atas prediksi harga saham syariah periode $1150 + h$ dari hasil *bootstrap* B sebanyak 2000 kali pengulangan dan tingkat kepercayaan 90%, $\hat{Y}_{(1150+h)}$ sebagai nilai prediksi titik berdasarkan Tabel 4.9, dengan $h = 1, 2, 3, \dots, 62$. Berikut merupakan tabel nilai prediksi dari interval konfidensi yang dipilih berdasarkan nilai *mean* terkecil dari *length* interval konfidensi pada tingkat kepercayaan 90%, 95%, dan 99% untuk data *testing* dari 01 Oktober sampai 30 Desember 2024 sebanyak 62 data yang disajikan pada tabel berikut dan dituliskan secara lengkap pada Lampiran 6.

Tabel 4.16. Data Harga Saham Syariah Aktual, Prediksi dan Interval Konfidensi Tingkan Kepercayaan 90%, 95%, dan 99% Pendekatan Metode *Bootstrap* Persentil $B = 2000$

Periode	Aktual	Prediksi	90%		95%		99%	
			BB	BA	BB	BA	BB	BA
01/10/24	230,1	227,42	226,54	226,94	226,48	227,00	226,37	227,15
02/10/24	227,66	227,85	226,53	227,13	226,43	227,21	226,22	227,46
03/10/24	226,58	227,60	226,57	227,30	226,43	227,39	226,17	227,71
04/10/24	224,83	227,58	226,59	227,48	226,46	227,59	226,05	227,97
07/10/24	226,7	227,87	226,65	227,66	226,49	227,77	225,91	228,10
08/10/24	226,8	228,02	226,65	227,86	226,49	227,999	225,81	228,34
09/10/24	225,25	228,03	226,68	228,04	226,51	228,17	225,77	228,56
10/10/24	224,51	228,13	226,68	228,20	226,49	228,37	225,69	229,80
11/10/24	226,52	228,28	226,72	228,37	226,47	228,65	225,71	229,00
14/10/24	227,64	228,39	226,73	228,57	226,50	228,84	225,70	229,29
...	...	...	...	...	...	...	...	...
30/12/24	215,65	233,99	227,77	238,24	226,44	239,42	223,33	242,22

Keterangan:

Aktual : Harga saham penutupan ISSI periode 01 Oktober hingga 30 Desember 2024.

Prediksi : Nilai prediksi harga saham hasil prediksi titik model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) berdasarkan persamaan (4.8) dan (4.9).

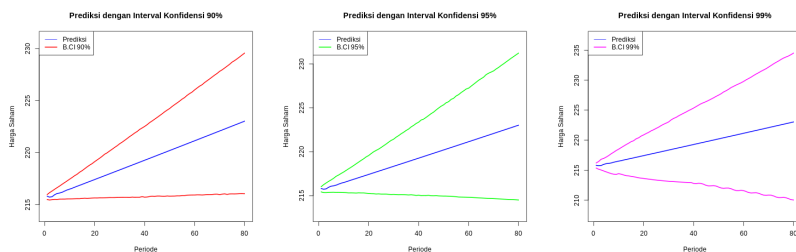
BB : Batas Bawah hasil prediksi harga saham.

BA : Batas Atas hasil prediksi harga saham.

H. Prediksi Harga Saham Syariah Masa Depan

Pada bagian ini, dilakukan prediksi harga saham syariah untuk periode mendatang dengan mengonstruksi interval konfidensi prediksi berdasarkan model terbaik yang telah diperoleh. Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) ditetapkan sebagai model optimal setelah

melalui proses estimasi dan evaluasi menggunakan data harga saham penutupan ISSI periode 02 Januari 2020 – 30 Desember 2024. Dalam upaya merepresentasikan variabilitas estimasi serta memperoleh prediksi yang lebih *robust*, interval konfidensi prediksi untuk 80 hari ke depan (02 Januari - 23 April 2025) akan dikonstruksi menggunakan metode *bootstrap* persentil dengan 2000 kali pengulangan. Berikut merupakan plot dari interval konfidensi prediksi harga saham syariah selama 80 periode hari ke depan.



Gambar 4.15. Plot Interval Konfidensi Prediksi Harga Saham Pada 80 Periode Hari ke Depan

Berdasarkan Gambar 4.15, garis biru sebagai nilai dari prediksi titik model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) menunjukkan tren kenaikan harga saham secara signifikan selama 80 hari ke depan, namun dengan variasi dalam rentang prediksi. *Length* interval konfidensi 90% yang ditunjukkan oleh garis merah terlihat relatif lebih sempit dibandingkan interval konfidensi yang tingkat kepercayaannya lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa nilai prediksi yang lebih spesifik tetapi dengan kemungkinan kesalahan yang cukup besar. Interval konfidensi 95% yang ditunjukkan oleh garis berwarna hijau terlihat memberikan *length* yang lebih lebar dibandingkan tingkat kepercayaan 90%.

Pada tingkat kepercayaan 95% ini rentang harga saham syariah yang diprediksi menjadi lebih luas karena variabilitas yang lebih besar. Interval konfidensi 99% yang ditunjukkan oleh garis magenta terlihat bahwa harga saham akan berada dalam rentang yang jauh lebih lebar. Oleh karena itu, harga saham syariah diprediksi meningkat dalam 80 hari ke depan dengan tingkat kepastian yang bervariasi tergantung pada interval konfidensi masing-masing. Berikut merupakan ringkasan prediksi harga saham ISSI pada periode 80 hari ke depan, yang secara lengkap dituliskan pada Lampiran 7.

Tabel 4.17. Prediksi Harga Saham Syariah dan Interval Konfidensi Periode 80 Hari ke Depan

Periode	Prediksi	90%		95%		99%	
		BB	BA	BB	BA	BB	BA
1	215,813	215,49	215,97	215,43	216,02	215,35	216,20
2	215,730	215,49	216,16	215,35	216,25	215,16	216,44
3	215,773	215,48	216,32	215,34	216,44	215,16	216,81
4	215,957	215,52	216,48	215,36	216,63	214,87	216,95
5	216,080	215,5	216,64	215,39	216,79	214,71	217,17
6	216,124	215,54	216,80	215,39	216,98	214,57	217,42
7	216,196	215,54	216,96	215,37	217,20	214,43	217,72
8	216,313	215,54	217,13	215,37	217,36	214,33	217,98
9	216,417	215,55	217,29	215,36	217,53	214,28	218,26
10	216,496	215,56	217,46	215,35	217,69	214,42	218,49
...	...	...	...	...	...	...	...
80	223,032	216,05	229,58	214,50	231,24	210,02	234,51

Berdasarkan Tabel 4.17, hasil interval konfidensi dari metode *bootstrap* persentil sebanyak $B=2000$ kali dengan tingkat kepercayaan 90% prediksi harga saham ISSI terlihat cukup sempit dibandingkan tingkat kepercayaan yang lainnya. Interval konfidensi dari tingkat kepercayaan 90% memberikan variasi nilai prediksi yang sedikit dibandingkan interval konfidensi dengan

tingkat kepercayaan 99%. Tingkat kepercayaan 99% memberikan interval konfidensi yang paling lebar, sehingga variasi nilai prediksi menjadi lebih beragam.

Pendekatan metode *bootstrap* dalam mengonstruksi interval konfidensi dari prediksi harga saham syariah ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai rentang kemungkinan pergerakan harga saham syariah di masa mendatang.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian mengenai penerapan metode *bootstrap* dalam mengonstruksi interval konfidensi prediksi harga saham syariah, dapat disimpulkan bahwa:

1. Hasil interval konfidensi terbaik yang terbentuk dari pendekatan metode *bootstrap* persentil pada model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) adalah pengulangan $B=2000$ kali dengan tingkat kepercayaan 90% karena memiliki nilai Standar Deviasi (SD) terkecil. Berikut merupakan model interval konfidensi terbaik dengan metode *bootstrap* persentil untuk prediksi harga saham syariah periode mendatang dengan model ARMA(2,2)-GARCH(1,1):

$$\hat{Y}_{(1150+h)B.(0.05)}^* < \hat{Y}_{(1150+h)} < \hat{Y}_{(1150+h)B.(0.95)}^*$$

dimana $h = 1, 2, 3, \dots, 62$ dengan B pengulangan *bootstrap* sebanyak 2000 kali dan tingkat kepercayaan 90%. Pada penelitian ini, interval konfidensi yang dihasilkan oleh tingkat kepercayaan 90% memiliki *length* yang lebih sempit dibandingkan tingkat kepercayaan 95% dan 99%.

2. Tingkat akurasi model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) dengan pendekatan metode *bootstrap* persentil dalam memprediksi harga saham syariah sangat baik yaitu sebesar 96,327% dengan tingkat kesalahan (MAPE) sebesar 3,673%. Artinya,

model ARMA-GARCH dengan pendekatan metode *bootstrap* persentil sangat baik dalam memprediksi harga saham syariah karena mempunyai persentase kesalahan sangat kecil yaitu 3,673%.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan kesimpulan yang telah dituliskan, saran yang dapat diberikan adalah metode *bootstrap* dalam mengonstruksi interval konfidensi dapat dikembangkan lebih lanjut dengan mempertimbangkan bias antara estimasi *bootstrap* dan estimasi data asli. Metode *Bias Corrected and Accelerated (BCa)* mempertimbangkan hal tersebut sekaligus mempertimbangkan perubahan Standar Deviasi karena adanya (*acceleration factor*), sehingga metode tersebut direkomendasikan untuk penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Ali, A., Khan, S. A., Khalil, U., Alamgair, & Khan, D. M. (2017). Bootstrap Prediction Intervals For Times Series Models With Heteroscedastic Errors. *Pakistan Journal of Statistics*, 33(1), 1-13.
- Beaumont, J. F., & Emond, N. (2022). A Bootstrap Variance Estimation Method for Multistage Sampling and Two-Phase Sampling When Poisson Sampling Is Used at the Second Phase. *Stats*, 5, 339-357.
- Bollerslev. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics* 31, 307-327.
- Boularouk, Y., & Djeddour, K. (2015). New Approximation for ARMA Parameters Estimate. *Elsevier, International Association for Mathematics and Computers in Simulation (IMACS)*, 118(C), 116-122.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Canada: Wiley.
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2001). *Introduction to Time Series and Forecasting Second Edition*. USA: Springer.
- Chernick, M. R. (2011). Bootstrap Methods. Dalam M. Lovric, *International Encyclopedia of Statistical Science*. 169-174. Jerman: Springer.
- Chusniyah, T. M. (2022). Implementasi Model ARMA Dengan Metode Bootstrap (Studi Kasus: Harga Saham Penutupan PT

- Kimia Farma Tbk). Diambil kembali dari *Etheses of Maulana Malik Ibrahim State Islamic University*: <http://etheses.uin-malang.ac.id/43244/>.
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis With Applications in R Second Edition*. USA.
- Daughton, A. R., & Paul, M. J. (2021). A Bootstrapping Approach to Social Media Quantification. *Social Network Analysis and Mining*, 11(73). USA: Springer.
- Davison, A. C., & Hinkley, D. V. (1997). *Bootstrap Methods and Their Application*. USA: Cambridge University Press.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431.
- Efron, B., & Tibshirani, R. J. (1993). *An Introduction to The Bootstrap*. USA: Chapman & Hall, Inc.
- Fathurahman, M. (2009). Pemilihan Model Regresi Terbaik Menggunakan Metode Akaike's Information Criterion dan Schwarz Information Criterion. *Jurnal Informatika Mulawarman*, 4(3), 37-41.
- Fiorentini, G., Calzolari, G., Panattoni, L. (1996). Analytic Derivatives and The Computation of GARCH Estimates. *Journal of Applied Econometrics*, 11, 399-417.
- Genoveva, S. F. N., Fajrin, M. A., Dong, Z. (2022). Young Investment 2021: Webinar dan Training Untuk generation Z. *Jurnal Kreativitas Pengabdian Kepada Masyarakat (PKM)*, 5(3), 834-840.

- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics Fourth Edition*. USA: The McGraw-Hill Companies, Inc.
- Hakim, L. (2010). *Simultan Risk & Return*. Banyumas: CV. Pena Persada.
- Halim, S., & Mallian, H. (2006). Penggunaan Bootstrap Data Dependen Untuk Membangun Selang Kepercayaan Pada Parameter Model Peramalan Data Stasioner. *Jurnal Teknik Industri*, 8(1), 54-60.
- Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*. New Jersey: Princeton University Press.
- Hartanto, B. (2022). Analisis Prediksi Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) Menggunakan Metode GARCH. *Jurnal Ekonomika* 45. 10(1), 281-288.
- Hendrik, J. (2024, Januari 16). BEI Menargetkan 1 Juta Investor Syariah di 2024. (M. Heriyanto, Pewawancara).
- Hentschel, L. (1995). All in the Family Nesting Symmetric and Asymetric GARCH mdels. *Journal of Financial Economics*, 39(1), 71-104.
- Heradhyaksa, B. (2022). *Buku Ajar Hukum Investasi & Pasar Modal Syariah*. Semarang: CV. Rafi Sarana Perkasa.
- Hidayana, R. A., Subiyanto, & Siupian, S. (2022). The Study of Value-At-Risk Calculation and Back-testing Using the ARMA-GARCH Model Based on Stock Return: An Overview. *International Journal of Research in Community Service* , 3(4), 142-146.

- Huda, M., Azizah, R. N., & Setyana, A. N. (2023). Implementasi Metode ARMA Dalam Peramalan Inflasi Provinsi Banten Periode Tahun 2018 Sampai Tahun 2023. *Jurnal Bayesian: Jurnal Ilmiah Statistika dan Ekonometrika*, 3(2), 210-221.
- Hutasoit, A. R., & Sutarman. (2022). Parameter Estimation of GARCH Model with Bootstrap Approximation. *Journal of Mathematics Technology and Education*, 1(3), 269-277.
- IDX. (n.d.). Indeks Saham Syariah. Dipetik November 27, 2024, dari Indonesia Stock Exchange Bursa Efek Indonesia: <https://www.idx.co.id/id/idx-syariah/index-saham-syariah>.
- Indonesia Stock Exchange Bursa Efek Indonesia. (2024, Agustus 26). Pengumuman Evaluasi Indeks. Diakses Agustus 26, 2024, dari Indeks Saham: www.idx.co.id.
- Jannah, M., & Fitri H, I. N. (2019). Penaksir Parameter Model Autoregressive Orde (1) Dengan Menggunakan MetodeLikelihood Maksimum. *Mathematics & Applications (MAp) Journal*, 1(3), 38-48.
- Juanda, B., & Junaidi. (2012). *Ekonometrika Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. Bogor: IPB Press.
- Khikmah, K.N., Sadik, K., & Indahwati. (2023). Transfer Function and ARIMA Model For Forecasting BI Rate in Indonesia. *Barekeng: Journal of Mathematics and Its Applications*, 17(3), 1359-1366.

- Kohavi, R. (1995). A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 2, 1137-1143.
- Makatjane, K., & Tsoku, T. (2022). Bootstrapping Time-Varying Uncertainty Intervals for Extreme Daily Return Periods. *International Journal of Financial Studies*, 10(10), 1-23.
- Marjuni, A. (2022). Peramalan Harga Saham Serentak Menggunakan Model Multivariate Singular Spectrum Analysis. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 12(1), 17-25.
- Mills, T. C. (2019). *Applied Time Series Analysis Apractical Guide to Modeling and Forecasting*. Loughborough: Academic Press of Elsevier.
- Mokhtar, S. F., Yusof, Z. M., & Sapiri, H. (2023). Confidence Intervals by Bootstrapping Approach: A Significance Review. *Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences (MJAS)*, 19, 30-42.
- Mokorimban, F.G., Nainggolan, N., & Langi, Y. A. R. (2021). Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam Model Intervensi Fungsi Step terhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado. *Jurnal Matematika dan Aplikasi*, 10(2), 91-99.
- Mokosolang, G., Langi, Y. A. R., & Mananohas, M.L. (2022). Prediksi Harga Saham Kimia Farma dan Saham Netflix di Era New Normal Menggunakan Model Autoregressive Integrated Moving Average. *Jurnal Matematika dan Aplikasi*, 11(1), 23-31.

- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting Second Edition*. Canada: Wiley.
- Mutya, A., Maiyastri, & Asdi, Y. (2019). Penentuan Portofolio dan Value At Risk Menggunakan Model ARMA-GARCH. *Jurnal Matematika UNAND*, 3(1), 1-8.
- Ningsih, D. N. (2021). Analysis Of Investor Behavior In Making Decisions To Invest In The Capital Market During The Covid-19 Pandemic. *State Institute Of Islamic (IAIN) Bengkulu*.
- Nisa, E. K. (2022). Penentuan Saham Syariah Terbaik Melalui Pendekatan Peramalan. *SQUARE: Journal of Mathematics and Mathematics Education*, 4(1), 27-42.
- Nisa, E. K., & Muanalifah, A. (2021). The Comparison Results of Logit and Probit Regression on Factors of Woman Criminal. *JTAM: Jurnal Teori dan Aplikasi Matematika*, 5(2), 287-293.
- Nurfadilah, A., Budi, W., Kurniati, E., & Duhaedi, D. (2022). Penerapan Metode Moving Average untuk Prediksi Indeks Harga Konsumen. *Jurnal Matematika*, 21(1), 19-25.
- Otoritas Jasa Keuangan. (2017, Juli 10). *Peraturan Otoritas Jasa Keuangan Nomor 35/POJK.04/2017 tentang Kriteria dan Penerbitan Daftar Efek Syariah*. Dipetik November 27, 2024, dari Otoritas Jasa Keuangan: <https://ojk.go.id/id/pasar-modal/regulasi/peraturanojk>.
- Pan, L., & Politis, D. N. (2014). Bootstrap Prediction Intervals for Linear, Nonlinear, and Nonparametric Autoregressions. *arXiv*.

- Pengfei, X., Jimin, Y., & Junyuan, W. (2020). Volatility Estimation of Multivariate ARMA-GARCH Model. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 27(1), 36-43.
- Petkov, P., Shopova, M., Varbanov, T., Ovchinnikov, E., & Lalev, A. (2024). Econometric Analysis of Sifix Index with GARCH Models. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(346), 1-30.
- Pratitis, F. A., & Setiyono, T. A. 2021. Komparasi Indeks Harga Saham Syariah Indonesia (ISSI) Sebelum dan Saat Pandemi Covid-19. *Journal of Islamic Economics and Finance*, 1(1), 68-79.
- Prihatmono, F., Darsyah, M. Y., & Karim, A. (2020). Residual Bootstrap Resampling Method For Multiple Linear Regression Model Parameter Estimation. *Jurnal Litbang Edusaintech (JLE)*, 1(1), 35-43.
- Rabbi, F., Khalil, A., Khan, I., Almuqrin, M. A., Khalil, U., & Andualem, M. (2022). Robust Model Selection Using the Out-Of-Bag Bootstrap in Linear Regression. *Scientific Reports*.
- Rizzo, M. L. (2019). *Statistical Computing with R Second Edition*. London: CRC Press.
- Rosadi, D. (2011). *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Rosadi, D. (2012). *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Ruppert, D., & Matteson, D. S. (2011). *Statistics and Data Analysis for Financial Engineering, Vol.13*. New York: Springer.

- Rusdi. (2011). Uji Akar-Akar Unit dalam Model Runtun Waktu Autoregresif. *Statistika*, 11(2), 67-78.
- Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An analysis of Variance test for normality (Complete samples). *Biometrika*, 52(3), 591-611.
- Setyowati, E., & NH, S. F. (2007). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Investasi Dalam Negeri di Jawa Tengah Tahun 1980-2002. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 8(1), 62-84.
- Suparman. (2012). *Pengantar Bootstrap dan Aplikasinya*. Yogyakarta: JPMIPA FKIP UAD Press.
- Thilakaratne, M., Rupasinghe, M., & Samaranayake, V. (2014). Sieve Bootstrap-Based Prediction Intervals for Autoregressive Processes with GARCH Innovations. *JSM*, 3284-3296.
- Tong, L. I., & Chang, C. W. (2016). Uncertainty Assessment of Non-normal Emission Estimates Using Non-Parametric Bootstrap Confidence Intervals. *Journal of Environmental Informatics*, 28(1), 61-70.
- Tsay, R. S. (2005). *Analysis of Financial Time Series*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.
- Widoda, A. P., Suhartono, S., Sarwoko, E. A., & Firdaus, Z. (2016). Akurasi Model Backpropagation Menggunakan Kombinasi Hidden Neuron Dengan Alpha. *Jurnal Matematika*, 20(2), 79-84.p.
- Yu, C. H. (2003). Resampling Methods: Concepts, Application, and Justification. *Practical Assessment Research & Evaluation*, 8(19), 1-26.

Lampiran 1. Data Harga Saham ISSI Periode 02 Januari 2020 – 30 Desember 2024

Periode	Harga Saham	Return	Periode	Harga Saham	Return
02/01/2020	186,71	0,000000	19/02/2020	171,05	0,006746
03/01/2020	187,58	0,004649	20/02/2020	171,49	0,002569
06/01/2020	185,35	-0,011959	21/02/2020	169,61	-0,011023
07/01/2020	185,65	0,001617	24/02/2020	167,47	-0,012697
08/01/2020	183,72	-0,010450	25/02/2020	166,54	-0,005569
09/01/2020	185,16	0,007807	26/02/2020	163,33	-0,019463
10/01/2020	185,1	-0,000324	27/02/2020	160,24	-0,019100
13/01/2020	185,43	0,001781	28/02/2020	156,75	-0,022021
14/01/2020	185,7	0,001455	02/03/2020	155,31	-0,009229
15/01/2020	184,66	-0,005616	03/03/2020	160,02	0,029876
16/01/2020	185,09	0,002326	04/03/2020	164,12	0,025299
17/01/2020	184,47	-0,003355	05/03/2020	163,8	-0,001952
20/01/2020	183,19	-0,006963	06/03/2020	160,23	-0,022036
21/01/2020	182,83	-0,001967	09/03/2020	150,06	-0,065575
22/01/2020	182,13	-0,003836	10/03/2020	151,79	0,011463
23/01/2020	182,79	0,003617	11/03/2020	149,45	-0,015536
24/01/2020	182,51	-0,001533	12/03/2020	142,36	-0,048603
27/01/2020	178,29	-0,023394	13/03/2020	142,21	-0,001054
28/01/2020	177,76	-0,002977	16/03/2020	135,52	-0,048186
29/01/2020	177,76	0,000000	17/03/2020	129,19	-0,047835
30/01/2020	176,03	-0,009780	18/03/2020	125,81	-0,026511
31/01/2020	173,15	-0,016496	19/03/2020	119,5	-0,051456
03/02/2020	171,06	-0,012144	20/03/2020	123,78	0,035189
04/02/2020	171,81	0,004375	23/03/2020	117,76	-0,049857
05/02/2020	173,4	0,009212	24/03/2020	115,95	-0,015490
06/02/2020	173,25	-0,000865	26/03/2020	126,47	0,086846
07/02/2020	173,86	0,003515	27/03/2020	132,29	0,044991
10/02/2020	172,2	-0,009594	30/03/2020	128,7	-0,027512
11/02/2020	172,25	0,000290	31/03/2020	133,99	0,040281
12/02/2020	170,21	-0,011914	01/04/2020	131,74	-0,016935
13/02/2020	168,13	-0,012295	02/04/2020	134,14	0,018054
14/02/2020	168,57	0,002614	03/04/2020	136,66	0,018612
17/02/2020	168,54	-0,000178	06/04/2020	141,95	0,037979
18/02/2020	169,9	0,008037	07/04/2020	140,99	-0,006786

08/04/2020	136,54	-0,032071	12/06/2020	145,46	-0,004048
09/04/2020	137,86	0,009621	15/06/2020	144,84	-0,004271
13/04/2020	137,42	-0,003197	16/06/2020	148,96	0,028048
14/04/2020	139,92	0,018029	17/06/2020	149,6	0,004287
15/04/2020	137,64	-0,016429	18/06/2020	147,63	-0,013256
16/04/2020	133,45	-0,030915	19/06/2020	148,14	0,003449
17/04/2020	138,02	0,033672	22/06/2020	147,64	-0,003381
20/04/2020	136,42	-0,011660	23/06/2020	146,14	-0,010212
21/04/2020	134,6	-0,013431	24/06/2020	147,7	0,010618
22/04/2020	137,13	0,018622	25/06/2020	145,58	-0,014457
23/04/2020	138,61	0,010735	26/06/2020	146,26	0,004660
24/04/2020	136,77	-0,013364	29/06/2020	145,81	-0,003081
27/04/2020	137,36	0,004305	30/06/2020	144,91	-0,006192
28/04/2020	139,61	0,016248	:	:	:
29/04/2020	141,58	0,014012	01/12/2020	167,54	0,014610
30/04/2020	144,87	0,022972	02/12/2020	170,54	0,017748
04/05/2020	140,57	-0,030131	03/12/2020	170,17	-0,002172
05/05/2020	141,65	0,007654	04/12/2020	169,91	-0,001529
06/05/2020	140,27	-0,009790	07/12/2020	173,93	0,023384
08/05/2020	140,74	0,003345	08/12/2020	174,4	0,002699
11/05/2020	141,93	0,008420	10/12/2020	174,21	-0,001090
12/05/2020	140,89	-0,007355	11/12/2020	174,99	0,004467
13/05/2020	139,73	-0,008267	14/12/2020	177,87	0,016324
14/05/2020	138,75	-0,007038	15/12/2020	177,72	-0,000844
15/05/2020	140,07	0,009469	16/12/2020	181,96	0,023578
18/05/2020	140,83	0,005411	17/12/2020	180,7	-0,006949
19/05/2020	141,63	0,005665	18/12/2020	181,36	0,003646
20/05/2020	140,27	-0,009649	21/12/2020	184,63	0,017870
26/05/2020	142,24	0,013947	22/12/2020	179,49	-0,028234
28/05/2020	142,96	0,005049	23/12/2020	178,86	-0,003516
29/05/2020	143,81	0,005928	28/12/2020	181,48	0,014542
02/06/2020	146,68	0,019760	29/12/2020	179,54	-0,010747
03/06/2020	148,65	0,013341	30/12/2020	177,48	-0,011540
04/06/2020	148,15	-0,003369	04/01/2021	181,87	0,024434
05/06/2020	148,8	0,004378	05/01/2021	182,55	0,003732
08/06/2020	150,92	0,014147	06/01/2021	180,41	-0,011792
09/06/2020	150,14	-0,005182	07/01/2021	183,59	0,017473
10/06/2020	147,32	-0,018961	08/01/2021	187,05	0,018671
11/06/2020	146,05	-0,008658	11/01/2021	189	0,010371

12/01/2021	188,9	-0,000529	08/12/2021	187,39	-0,000907
13/01/2021	189,95	0,005543	09/12/2021	188,79	0,007443
14/01/2021	190,39	0,002314	10/12/2021	189,96	0,006178
15/01/2021	189,45	-0,004949	13/12/2021	190,13	0,000895
18/01/2021	189,21	-0,001268	14/12/2021	189,33	-0,004217
19/01/2021	186,63	-0,013729	15/12/2021	188,86	-0,002486
20/01/2021	189,63	0,015947	16/12/2021	187,84	-0,005415
21/01/2021	189,07	-0,002957	17/12/2021	187,84	0,000000
22/01/2021	184,91	-0,022248	20/12/2021	186,36	-0,007910
25/01/2021	183,23	-0,009127	21/12/2021	187,3	0,005031
26/01/2021	180,13	-0,017063	22/12/2021	186,48	-0,004388
27/01/2021	179,42	-0,003949	23/12/2021	187,2	0,003854
28/01/2021	174,74	-0,026430	24/12/2021	187,98	0,004158
29/01/2021	172,23	-0,014468	27/12/2021	188,74	0,004035
01/02/2021	179,87	0,043404	28/12/2021	189,21	0,002487
02/02/2021	179,23	-0,003564	29/12/2021	189,54	0,001743
03/02/2021	179,45	0,001227	30/12/2021	189,02	-0,002747
04/02/2021	180,28	0,004615	03/01/2022	190,76	0,009163
05/02/2021	182,19	0,010539	04/01/2022	191,21	0,002356
08/02/2021	184,09	0,010375	05/01/2022	189,36	-0,009722
09/02/2021	182,17	-0,010484	06/01/2022	188,8	-0,002962
10/02/2021	182,86	0,003781	07/01/2022	190,04	0,006546
11/02/2021	183,67	0,004420	10/01/2022	188,97	-0,005646
15/02/2021	185,37	0,009213	11/01/2022	186,65	-0,012353
16/02/2021	185,68	0,001671	12/01/2022	187,19	0,002889
17/02/2021	183,26	-0,013119	13/01/2022	187,51	0,001708
18/02/2021	182,32	-0,005143	14/01/2022	188,03	0,002769
19/02/2021	182,55	0,001261	17/01/2022	186,25	-0,009512
22/02/2021	183,36	0,004427	18/01/2022	185,35	-0,004844
23/02/2021	184,54	0,006415	19/01/2022	185,41	0,000324
24/02/2021	183,04	-0,008162	20/01/2022	186,66	0,006719
25/02/2021	184,68	0,008920	21/01/2022	189,77	0,016524
26/02/2021	183,36	-0,007173	24/01/2022	188,21	-0,008254
⋮	⋮	⋮	25/01/2022	186,45	-0,009395
01/12/2021	185,76	-0,004083	26/01/2022	188,31	0,009926
02/12/2021	187,44	0,009003	27/01/2022	187,57	-0,003937
03/12/2021	186,6	-0,004492	28/01/2022	188,36	0,004203
06/12/2021	186,99	0,002088	31/01/2022	189,12	0,004027
07/12/2021	187,56	0,003044	02/02/2022	190,85	0,009106

03/02/2022	190,34	-0,002676	30/12/2022	217,73	-0,000230
04/02/2022	192,23	0,009881	02/01/2023	217,18	-0,002529
07/02/2022	194,32	0,010814	03/01/2023	218,6	0,006517
08/02/2022	192,71	-0,008320	04/01/2023	215,76	-0,013077
09/02/2022	193,56	0,004401	05/01/2023	210,75	-0,023494
10/02/2022	194,84	0,006591	06/01/2023	212,57	0,008599
11/02/2022	193,77	-0,005507	09/01/2023	212,74	0,000799
14/02/2022	191,47	-0,011941	10/01/2023	212,62	-0,000564
15/02/2022	192,63	0,006040	11/01/2023	212,66	0,000188
16/02/2022	193,47	0,004351	12/01/2023	211,96	-0,003297
17/02/2022	192,97	-0,002588	13/01/2023	212,14	0,000849
18/02/2022	194,44	0,007589	16/01/2023	212,85	0,003341
21/02/2022	194,28	-0,000823	17/01/2023	213,35	0,002346
22/02/2022	192,91	-0,007077	18/01/2023	213,82	0,002201
23/02/2022	193,88	0,005016	19/01/2023	215,14	0,006154
24/02/2022	190,97	-0,015123	20/01/2023	217,57	0,011232
25/02/2022	192,32	0,007044	24/01/2023	216,28	-0,005947
⋮	⋮	⋮	25/01/2023	215,15	-0,005238
01/12/2022	208,92	-0,000431	26/01/2023	213,79	-0,006341
02/12/2022	211,14	0,010570	27/01/2023	213,82	0,000140
05/12/2022	211,87	0,003451	30/01/2023	213,79	-0,000140
06/12/2022	209,9	-0,009342	31/01/2023	212,64	-0,005394
07/12/2022	210,63	0,003472	01/02/2023	213,19	0,002583
08/12/2022	210,5	-0,000617	02/02/2023	214,18	0,004633
09/12/2022	206,79	-0,017782	03/02/2023	212,73	-0,006793
12/12/2022	207,94	0,005546	06/02/2023	211,75	-0,004617
13/12/2022	208,06	0,000577	07/02/2023	213,78	0,009541
14/12/2022	208,78	0,003455	08/02/2023	213,98	0,000935
15/12/2022	207,47	-0,006294	09/02/2023	212,68	-0,006094
16/12/2022	209,95	0,011883	10/02/2023	212,24	-0,002071
19/12/2022	209,55	-0,001907	13/02/2023	212,26	0,000094
20/12/2022	211,54	0,009452	14/02/2023	213,43	0,005497
21/12/2022	215,02	0,016317	15/02/2023	213,01	-0,001970
22/12/2022	214,81	-0,000977	16/02/2023	212,49	-0,002444
23/12/2022	215,12	0,001442	17/02/2023	211,62	-0,004103
26/12/2022	217,68	0,011830	20/02/2023	211,99	0,001747
27/12/2022	222	0,019651	21/02/2023	212	0,000047
28/12/2022	218,38	-0,016441	22/02/2023	210,67	-0,006293
29/12/2022	217,78	-0,002751	23/02/2023	212,21	0,007283

24/02/2023	212,68	0,002212	23/01/2024	212,42	0,001130
27/02/2023	211,83	-0,004005	24/01/2024	211,61	-0,003820
28/02/2023	212,27	0,002075	25/01/2024	211,82	0,000992
:	:	:	26/01/2024	210,47	-0,006394
01/12/2023	208,59	-0,005212	29/01/2024	209,87	-0,002855
04/12/2023	208,86	0,001294	30/01/2024	211,25	0,006554
05/12/2023	209,63	0,003680	31/01/2024	211,47	0,001041
06/12/2023	208,79	-0,004015	01/02/2024	211,72	0,001182
07/12/2023	209,38	0,002822	02/02/2024	212,5	0,003677
08/12/2023	211,9	0,011964	05/02/2024	210,42	-0,009836
11/12/2023	208,43	-0,016511	06/02/2024	211,26	0,003984
12/12/2023	209,3	0,004165	07/02/2024	210,16	-0,005220
13/12/2023	207,88	-0,006808	12/02/2024	210,98	0,003894
14/12/2023	209,6	0,008240	13/02/2024	208,1	-0,013745
15/12/2023	210,04	0,002097	15/02/2024	209,98	0,008994
18/12/2023	208,36	-0,008031	16/02/2024	210,54	0,002663
19/12/2023	210,16	0,008602	19/02/2024	209,5	-0,004952
20/12/2023	211,91	0,008293	20/02/2024	209,91	0,001955
21/12/2023	211,12	-0,003735	21/02/2024	209,74	-0,000810
22/12/2023	211,95	0,003924	22/02/2024	210,66	0,004377
26/12/2023	211,95	0,000000	23/02/2024	210,04	-0,002947
27/12/2023	211,94	-0,000047	26/02/2024	209,18	-0,004103
28/12/2023	213,34	0,006584	27/02/2024	209,15	-0,000143
29/12/2023	212,64	-0,003287	28/02/2024	209,1	-0,000239
02/01/2024	214,99	0,010991	29/02/2024	209,64	0,002579
03/01/2024	213,88	-0,005176	:	:	:
04/01/2024	214,95	0,004990	01/10/2024	230,1	0,015195
05/01/2024	214,34	-0,002842	02/10/2024	227,66	-0,010661
08/01/2024	212,57	-0,008292	03/10/2024	226,58	-0,004755
09/01/2024	210,93	-0,007745	04/10/2024	224,83	-0,007754
10/01/2024	211,63	0,003313	07/10/2024	226,7	0,008283
11/01/2024	211,93	0,001417	08/10/2024	226,8	0,000441
12/01/2024	212,38	0,002121	09/10/2024	225,25	-0,006858
15/01/2024	212,79	0,001929	10/10/2024	224,51	-0,003291
16/01/2024	212,8	0,000047	11/10/2024	226,52	0,008913
17/01/2024	210,53	-0,010725	14/10/2024	227,64	0,004932
18/01/2024	212,75	0,010490	15/10/2024	229,82	0,009531
19/01/2024	212,35	-0,001882	16/10/2024	231,2	0,005987
22/01/2024	212,18	-0,000801	17/10/2024	232,89	0,007283

18/10/2024	234,02	0,004840	25/11/2024	222,95	0,010823
21/10/2024	234,76	0,003157	26/11/2024	222,03	-0,004135
22/10/2024	235,92	0,004929	28/11/2024	219,68	-0,010641
23/10/2024	235,18	-0,003142	29/11/2024	217,45	-0,010203
24/10/2024	232,68	-0,010687	02/12/2024	216,68	-0,003547
25/10/2024	231,86	-0,003530	03/12/2024	220,27	0,016432
28/10/2024	231,5	-0,001554	04/12/2024	223,34	0,013841
29/10/2024	231,17	-0,001427	05/12/2024	223,86	0,002326
30/10/2024	230,54	-0,002729	06/12/2024	224,59	0,003256
31/10/2024	230,79	0,001084	09/12/2024	225,94	0,005993
01/11/2024	228,21	-0,011242	10/12/2024	226,58	0,002829
04/11/2024	226,62	-0,006992	11/12/2024	227,84	0,005546
05/11/2024	226,22	-0,001767	12/12/2024	226,83	-0,004443
06/11/2024	224,36	-0,008256	11/12/2024	227,84	0,005546
07/11/2024	220,01	-0,019579	12/12/2024	226,83	-0,004443
08/11/2024	221,87	0,008419	13/12/2024	225,03	-0,007967
11/11/2024	220,27	-0,007238	16/12/2024	221,55	-0,015585
12/11/2024	222,2	0,008724	17/12/2024	218,36	-0,014503
13/11/2024	221,22	-0,004420	18/12/2024	216,36	-0,009201
14/11/2024	218,18	-0,013837	19/12/2024	212,52	-0,017908
15/11/2024	216,36	-0,008377	20/12/2024	212,33	-0,000894
18/11/2024	217,02	0,003046	23/12/2024	214,44	0,009888
19/11/2024	220,24	0,014728	24/12/2024	214,71	0,001258
20/11/2024	219,36	-0,004004	27/12/2024	213,86	-0,003967
21/11/2024	219,81	0,002049	30/12/2024	215,65	0,008335
22/11/2024	220,55	0,003361			

Lampiran 2. Nilai Estimasi Model ARMA(2,2) Data *Training*

No	$\hat{Y}_t$	$\hat{\varepsilon}_t$	$\hat{\varepsilon}_t^2$	No	$\hat{Y}_t$	$\hat{\varepsilon}_t$	$\hat{\varepsilon}_t^2$
1	0	0	0	37	0,001185	-0,01221	0,000149
2	0,0002	0,00445	1,98E-05	38	-0,00056	-0,01214	0,000147
3	1,61E-05	-0,01198	0,000143	39	0,000408	-0,00598	3,57E-05
4	-0,00042	0,00203	4,14E-06	40	0,000529	-0,01999	0,0004
5	0,001361	-0,01181	0,00014	41	-0,00093	-0,01817	0,00033
6	-0,00165	0,00946	8,95E-05	42	0,001654	-0,02367	0,00056
7	0,00216	-0,00248	6,17E-06	43	-0,00094	-0,00829	6,88E-05
8	-0,00198	0,00376	1,41E-05	44	0,001186	0,02869	0,000823
9	0,001438	1,7E-05	2,88E-10	45	0,000254	0,02505	0,000627
10	-0,00044	-0,00518	2,68E-05	46	-0,00191	-4,1E-05	1,68E-09
11	-0,00039	0,00272	7,39E-06	47	0,001404	-0,02344	0,000549
12	0,00136	-0,00471	2,22E-05	48	-0,00072	-0,06486	0,004207
13	-0,00157	-0,0054	2,91E-05	49	-3,8E-05	0,0115	0,000132
14	0,001413	-0,00338	1,14E-05	50	0,004097	-0,01963	0,000385
15	-0,00034	-0,00349	1,22E-05	51	-0,00624	-0,04236	0,001794
16	-0,00031	0,00392	1,54E-05	52	0,005672	-0,00673	4,52E-05
17	0,001116	-0,00265	7,02E-06	53	-0,00089	-0,04729	0,002237
18	-0,00132	-0,02208	0,000487	54	-0,00346	-0,04437	0,001969
19	0,000838	-0,00381	1,46E-05	55	0,00694	-0,03345	0,001119
20	0,001032	-0,00103	1,07E-06	56	-0,00513	-0,04633	0,002146
21	-0,00167	-0,00811	6,58E-05	57	0,002602	0,03259	0,001062
22	0,001569	-0,01806	0,000326	58	0,003377	-0,05323	0,002834
23	-0,00064	-0,01151	0,000132	59	-0,00891	-0,00658	4,32E-05
24	0,000512	0,00386	1,49E-05	60	0,01212	0,07473	0,005584
25	0,000607	0,0086	7,4E-05	61	-0,00772	0,05271	0,002779
26	-0,00102	0,00016	2,47E-08	62	-0,001	-0,02652	0,000703
27	0,000721	0,00279	7,8E-06	63	0,004341	0,03594	0,001292
28	4,09E-05	-0,00963	9,28E-05	64	-0,00296	-0,01397	0,000195
29	-0,00072	0,00101	1,02E-06	65	-0,00104	0,01909	0,000364
30	0,001619	-0,01353	0,000183	66	0,004871	0,01374	0,000189
31	-0,00176	-0,01053	0,000111	67	-0,00625	0,04423	0,001956
32	0,001803	0,00081	6,58E-07	68	0,005199	-0,01198	0,000144
33	-0,0004	0,00022	4,79E-08	69	-0,00447	-0,02761	0,000762
34	-0,00065	0,00869	7,55E-05	70	0,00236	0,00726	5,27E-05
35	0,001543	0,0052	2,71E-05	71	0,001821	-0,00502	2,52E-05
36	-0,00171	0,00428	1,83E-05	72	-0,00448	0,02251	0,000507

73	0,005574	-0,022	0,000484	112	-0,00202	-0,01123	0,000126
74	-0,00547	-0,02545	0,000648	113	0,002208	0,00124	1,54E-06
75	0,003949	0,02972	0,000883	114	-0,00071	-0,00267	7,15E-06
76	0,000759	-0,01242	0,000154	115	-0,00062	-0,0096	9,21E-05
77	-0,00545	-0,00798	6,36E-05	116	0,001506	0,00911	8,3E-05
78	0,007443	0,01118	0,000125	117	-0,00074	-0,01372	0,000188
79	-0,00517	0,0159	0,000253	118	-0,00063	0,00529	2,8E-05
80	0,001371	-0,01473	0,000217	119	0,002367	-0,00545	2,97E-05
81	0,001193	0,00311	9,68E-06	:	:	:	:
82	-0,00169	0,01793	0,000322	223	-0,00047	0,02404	0,000578
83	0,001786	0,01223	0,000149	224	0,001301	-0,00825	6,81E-05
84	-0,00156	0,02453	0,000602	225	-0,00251	0,00616	3,79E-05
85	0,000865	-0,031	0,000961	226	0,003131	0,01474	0,000217
86	-0,00157	0,00922	8,5E-05	227	-0,00215	-0,02608	0,00068
87	0,003319	-0,01311	0,000172	228	-0,00045	-0,00306	9,37E-06
88	-0,00381	0,00715	5,11E-05	229	0,003614	0,01093	0,000119
89	0,003615	0,00481	2,31E-05	230	-0,00399	-0,00676	4,57E-05
90	-0,00207	-0,00528	2,79E-05	231	0,002227	-0,01377	0,00019
91	-4,9E-05	-0,00822	6,75E-05	232	0,000242	0,02419	0,000585
92	0,001917	-0,00895	8,02E-05	233	-0,00068	0,00441	1,95E-05
93	-0,00214	0,01161	0,000135	234	-0,00013	-0,01166	0,000136
94	0,002306	0,00311	9,64E-06	235	0,000446	0,01703	0,00029
95	-0,0018	0,00746	5,57E-05	236	0,000579	0,01809	0,000327
96	0,000897	-0,01055	0,000111	237	-0,00137	0,01175	0,000138
97	-0,00022	0,01417	0,000201	238	0,000994	-0,00152	2,32E-06
98	0,000599	0,00445	1,98E-05	239	-0,0007	0,00624	3,9E-05
99	-0,00103	0,00696	4,84E-05	240	0,00059	0,00172	2,97E-06
100	0,001069	0,01869	0,000349	241	-0,00034	-0,00461	2,13E-05
101	-0,00044	0,01378	0,00019	242	3,87E-05	-0,00131	1,71E-06
102	-0,00063	-0,00274	7,48E-06	243	-0,00047	0,02404	0,000578
103	0,000678	0,0037	1,37E-05	244	0,001301	-0,00825	6,81E-05
104	-3,8E-05	0,01419	0,000201	245	-0,00251	0,00616	3,79E-05
105	-0,00016	-0,00502	2,52E-05	246	0,003131	0,01474	0,000217
106	-0,00033	-0,01863	0,000347	247	-0,00215	-0,02608	0,00068
107	0,00064	-0,0093	8,65E-05	248	-0,00045	-0,00306	9,37E-06
108	0,000286	-0,00433	1,88E-05	249	0,003614	0,01093	0,000119
109	-0,00031	-0,00396	1,57E-05	250	-0,00399	-0,00676	4,57E-05
110	0,000535	0,02751	0,000757	251	0,002227	-0,01377	0,00019
111	0,000435	0,00385	1,48E-05	252	0,000242	0,02419	0,000585

253	0,000594	-0,01432	0,000205	477	-0,00084	-0,00164	2,71E-06
254	-0,00085	0,0168	0,000282	478	0,000743	-0,00616	3,79E-05
255	0,001912	-0,00487	2,37E-05	479	-0,00021	0,00021	4,61E-08
256	-0,00264	-0,01961	0,000385	480	0,000228	-0,00814	6,62E-05
257	0,002181	-0,01131	0,000128	481	-0,00012	0,00515	2,65E-05
258	-5,4E-05	-0,01701	0,000289	482	0,000672	-0,00506	2,56E-05
259	-0,00116	-0,00279	7,76E-06	483	-0,00097	0,00482	2,32E-05
260	0,002569	-0,029	0,000841	484	0,001335	0,00282	7,97E-06
261	-0,00283	-0,01164	0,000135	485	-0,00105	0,00509	2,59E-05
262	0,003251	0,04015	0,001612	486	0,000586	0,0019	3,62E-06
263	-0,00073	-0,00283	8,03E-06	487	-4,3E-06	0,00175	3,05E-06
264	-0,00322	0,00445	1,98E-05	488	-0,00029	-0,00246	6,03E-06
265	0,00533	-0,00072	5,12E-07	489	0,000467	0,0087	7,56E-05
266	-0,00481	0,01535	0,000236	490	7,41E-05	0,00228	5,21E-06
267	0,003034	0,00734	5,39E-05	491	-0,00062	-0,0091	8,28E-05
268	-0,00087	-0,00962	9,25E-05	492	0,000698	-0,00366	1,34E-05
269	-0,00145	0,00523	2,73E-05	493	8,39E-05	0,00646	4,18E-05
270	0,003368	0,00105	1,11E-06	494	-0,00014	-0,00551	3,03E-05
271	-0,0035	0,01271	0,000162	495	-9E-05	-0,01226	0,00015
272	0,002595	-0,00092	8,54E-07	496	0,000448	0,00244	5,96E-06
273	-0,0013	-0,01182	0,00014	497	0,000291	0,00142	2,01E-06
274	-0,00018	-0,00496	2,46E-05	498	-0,00062	0,00339	1,15E-05
275	0,001887	-0,00063	3,93E-07	499	0,000818	-0,01033	0,000107
276	-0,002	0,00642	4,12E-05	500	-0,0008	-0,00404	1,63E-05
277	0,001634	0,00478	2,29E-05	501	0,001083	-0,00076	5,76E-07
278	-0,00072	-0,00744	5,54E-05	502	-0,00048	0,0072	5,19E-05
279	-0,00043	0,00935	8,74E-05	503	0,000216	0,01631	0,000266
280	0,001856	-0,00903	8,15E-05	504	0,000248	-0,0085	7,23E-05
:	:	:	:	505	-0,00124	-0,00816	6,65E-05
467	-0,0014	-0,00268	7,18E-06	506	0,001934	0,00799	6,39E-05
468	0,001556	0,00745	5,55E-05	507	-0,00094	-0,003	8,98E-06
469	-0,00058	-0,00391	1,53E-05	508	-0,00042	0,00462	2,14E-05
470	-0,00062	0,00271	7,34E-06	509	0,00171	0,00232	5,37E-06
471	0,001713	0,00133	1,77E-06	510	-0,00197	0,01108	0,000123
472	-0,00175	0,00085	7,18E-07	511	0,001687	-0,00436	1,9E-05
473	0,001237	0,00621	3,85E-05	512	-0,00121	0,01109	0,000123
474	-7,3E-05	0,00625	3,91E-05	513	0,000991	0,00982	9,65E-05
475	-0,00081	0,0017	2,89E-06	514	-0,00057	-0,00775	6,01E-05
476	0,001081	-0,0053	2,81E-05	515	-0,0004	0,0048	2,3E-05

516	0,001627	0,00496	2,46E-05	741	-0,00112	0,00056	3,14E-07
517	-0,00183	-0,00367	1,35E-05	742	0,001984	-0,0018	3,22E-06
520	0,001148	-0,01309	0,000171	745	-0,0017	-0,0016	2,55E-06
521	-5,4E-05	0,00609	3,71E-05	746	0,00106	-0,00021	4,48E-08
522	0,00015	0,0042	1,77E-05	745	0,000116	0,00323	1,04E-05
523	-0,00017	-0,00242	5,85E-06	746	-0,00068	0,00303	9,17E-06
524	6,99E-05	0,00752	5,65E-05	747	0,000942	0,00126	1,58E-06
525	0,000495	-0,00132	1,74E-06	748	-0,00068	0,00683	4,67E-05
526	-0,0009	-0,00617	3,81E-05	749	0,000485	0,01075	0,000115
527	0,000994	0,00402	1,62E-05	750	-5,9E-05	-0,00589	3,47E-05
:	:	:	:	751	-0,00071	-0,00453	2,05E-05
713	-0,00012	-0,00031	9,48E-08	752	0,001397	-0,00774	5,99E-05
714	0,000104	0,01047	0,00011	753	-0,00109	0,00123	1,52E-06
715	0,00037	0,00308	9,49E-06	754	0,001017	-0,00116	1,34E-06
716	-0,00082	-0,00853	7,27E-05	755	-0,00044	-0,00496	2,46E-05
717	0,000713	0,00276	7,61E-06	756	-1,8E-05	0,0026	6,77E-06
718	0,000308	-0,00093	8,56E-07	757	0,000838	0,00379	1,44E-05
719	-0,0009	-0,01688	0,000285	758	-0,00097	-0,00582	3,39E-05
720	0,000905	0,00464	2,15E-05	759	0,000588	-0,00521	2,71E-05
721	0,000548	2,9E-05	8,54E-10	760	0,000309	0,00923	8,52E-05
722	-0,00144	0,0049	2,4E-05	761	-0,00023	0,00117	1,37E-06
723	0,001833	-0,00813	6,61E-05	762	-0,00013	-0,00596	3,55E-05
724	-0,00159	0,01347	0,000181	763	0,000383	-0,00245	6,02E-06
725	0,001615	-0,00352	1,24E-05	764	1,67E-05	7,8E-05	6,01E-09
726	-0,0015	0,01095	0,00012	765	7,47E-06	0,00549	3,01E-05
727	0,001395	0,01492	0,000223	766	0,000281	-0,00225	5,06E-06
728	-0,00079	-0,00019	3,6E-08	767	-0,00049	-0,00195	3,82E-06
729	-0,0005	0,00194	3,76E-06	768	0,000721	-0,00482	2,33E-05
730	0,001512	0,01032	0,000106	769	-0,00041	0,00215	4,64E-06
731	-0,00136	0,02101	0,000442	770	0,00048	-0,00043	1,87E-07
732	0,000826	-0,01727	0,000298	771	-0,00025	-0,00604	3,65E-05
733	-0,00123	-0,00153	2,33E-06	772	8,46E-05	0,0072	5,18E-05
734	0,002028	-0,00226	5,1E-06	773	0,000704	0,00151	2,28E-06
735	-0,00159	-0,00094	8,77E-07	774	-0,00113	-0,00288	8,27E-06
736	0,000918	0,0056	3,14E-05	775	0,00107	0,00101	1,01E-06
737	0,000311	-0,01339	0,000179	:	:	:	:
738	-0,00144	-0,02206	0,000486	955	0,000669	-0,00588	3,46E-05
739	0,002119	0,00648	4,2E-05	956	-0,00063	0,00192	3,69E-06
740	-0,00041	0,00121	1,46E-06	957	0,000861	0,00282	7,94E-06

958	-0,00053	-0,00348	1,21E-05	997	-6,3E-05	0,00124	1,55E-06
959	6,7E-05	0,00275	7,59E-06	998	0,000874	0,0028	7,86E-06
960	0,000728	0,01124	0,000126	999	-0,00094	-0,0089	7,92E-05
961	-0,00075	-0,01576	0,000249	1000	0,000506	0,00348	1,21E-05
962	-0,00018	0,00434	1,89E-05	1001	0,000712	-0,00593	3,52E-05
963	0,001837	-0,00864	7,47E-05	1002	-0,00143	0,00532	2,83E-05
964	-0,00253	0,01077	0,000116	1003	0,001979	-0,01572	0,000247
965	0,002856	-0,00076	5,77E-07	1004	-0,00196	0,01096	0,00012
966	-0,00229	-0,00574	3,3E-05	1005	0,002328	0,00034	1,12E-07
967	0,001072	0,00753	5,67E-05	1006	-0,00199	-0,00297	8,8E-06
968	0,000892	0,0074	5,48E-05	1007	0,001061	0,00089	7,99E-07
969	-0,00203	-0,00171	2,91E-06	1008	0,000417	-0,00123	1,51E-06
970	0,001888	0,00204	4,15E-06	1009	-0,00123	0,00561	3,14E-05
971	-0,00071	0,00071	5E-07	1010	0,001718	-0,00467	2,18E-05
972	-0,00035	0,0003	9E-08	1011	-0,00156	-0,00255	6,49E-06
973	0,001174	0,00541	2,93E-05	1012	0,001184	-0,00133	1,76E-06
974	-0,00104	-0,00225	5,06E-06	1013	-0,00014	-0,0001	1,06E-08
975	0,000418	0,01057	0,000112	:	:	:	:
976	0,000728	-0,0059	3,49E-05	1130	0,000293	0,00268	7,2E-06
977	-0,00172	0,00671	4,5E-05	1131	0,00072	0,00344	1,18E-05
978	0,002387	-0,00523	2,73E-05	1132	-0,00105	-0,00924	8,55E-05
979	-0,00216	-0,00613	3,76E-05	1133	0,000742	0,00051	2,57E-07
980	0,001452	-0,0092	8,46E-05	1134	0,000439	0,0017	2,88E-06
981	-2,8E-05	0,00334	1,12E-05	1135	-0,00094	0,00099	9,76E-07
982	-0,00035	0,00177	3,13E-06	1136	0,001085	-0,00353	1,25E-05
983	0,000574	0,00155	2,39E-06	1137	-0,00067	0,00232	5,39E-06
984	-0,00037	0,00229	5,26E-06	1138	0,000508	-0,00448	2E-05
985	0,000234	-0,00019	3,48E-08	1139	-0,00018	0,01208	0,000146
986	4,65E-05	-0,01077	0,000116	1140	0,000506	6,7E-05	4,54E-09
987	-0,00024	0,01073	0,000115	1141	-0,00092	0,00607	3,69E-05
988	0,001211	-0,00309	9,56E-06	1142	0,001184	-0,0011	1,2E-06
989	-0,00183	0,00103	1,05E-06	1143	-0,00102	0,00845	7,14E-05
990	0,001928	-0,0008	6,37E-07	1144	0,000901	-0,01304	0,00017
991	-0,0011	-0,00272	7,41E-06	1145	-0,00091	0,01201	0,000144
992	0,000219	0,00077	5,97E-07	1146	0,001607	-0,00244	5,93E-06
993	0,000874	-0,00727	5,28E-05	1147	-0,00191	0,0093	8,65E-05
994	-0,00133	-0,00153	2,33E-06	1148	0,001868	0,00732	5,36E-05
995	0,001653	0,0049	2,4E-05	1149	-0,00119	-0,00635	4,03E-05
996	-0,00087	0,00191	3,65E-06	1150	-6,6E-05	-0,01977	0,000391

Lampiran 3. Nilai Estimasi Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1) Data Training

No	$\hat{Y}_t$	$\hat{\varepsilon}_t$	$\hat{\varepsilon}_t^2$	$\hat{\sigma}_t^2$
1	0	0	0	0
2	0,000467	0,004182	1,749E-05	0,00010235
3	3,61E-05	-0,012	0,0001439	0,00010235
4	0,000988	0,00063	3,964E-07	0,000108112
5	0,001364	-0,01181	0,0001396	9,28447E-05
6	0,000916	0,006891	4,749E-05	9,87614E-05
7	0,000128	-0,00045	2,042E-07	9,10803E-05
8	-0,00055	0,002335	5,451E-06	7,90362E-05
9	0,000276	0,001179	1,391E-06	6,97678E-05
10	0,000394	-0,00601	3,613E-05	6,17729E-05
11	0,000756	0,00157	2,466E-06	6,01086E-05
12	0,000594	-0,00395	1,56E-05	5,40311E-05
13	0,000279	-0,00724	5,245E-05	5,10655E-05
14	0,001179	-0,00315	9,9E-06	5,35765E-05
15	0,001162	-0,005	2,498E-05	4,99158E-05
16	0,000539	0,003078	9,475E-06	4,89824E-05
17	1,23E-05	-0,00155	2,388E-06	4,58156E-05
18	7,76E-05	-0,02347	0,0005509	4,25535E-05
19	0,00278	-0,00576	3,314E-05	0,000111923
20	0,002796	-0,0028	7,815E-06	0,000100505
21	-0,00035	-0,00943	8,887E-05	8,77954E-05
22	0,000272	-0,01677	0,0002812	8,82711E-05
23	0,00301	-0,01515	0,0002296	0,000113892
24	0,002966	0,001409	1,985E-06	0,000127984
25	-4,1E-05	0,009253	8,562E-05	0,00010918
26	-0,00195	0,001086	1,179E-06	0,000104314
27	-0,00026	0,003775	1,425E-05	8,98425E-05
28	0,000985	-0,01058	0,0001119	7,96299E-05
29	0,00116	-0,00087	7,568E-07	8,46677E-05
30	0,000904	-0,01282	0,0001643	7,39068E-05
31	0,001099	-0,01339	0,0001794	8,68996E-05
32	0,002315	0,000299	8,94E-08	9,94493E-05
33	0,000888	-0,00107	1,136E-06	8,5784E-05
34	-0,00066	0,008694	7,558E-05	7,48735E-05
35	-0,00062	0,007368	5,428E-05	7,51426E-05

36	-0,00062	0,003185	1,014E-05	7,26726E-05
37	-0,00013	-0,0109	0,0001187	6,51637E-05
38	0,001511	-0,01421	0,0002019	7,3802E-05
39	0,002683	-0,00825	6,809E-05	9,17424E-05
40	0,001526	-0,02099	0,0004405	8,87355E-05
41	0,001722	-0,02082	0,0004336	0,000135087
42	0,003374	-0,02539	0,0006449	0,000171875
43	0,003546	-0,01278	0,0001632	0,000229347
44	0,001959	0,027917	0,0007793	0,000213171
45	-0,00289	0,028194	0,0007949	0,000277673
46	-0,00532	0,00337	1,136E-05	0,00033213
47	-0,00047	-0,02156	0,000465	0,000276323
48	0,004795	-0,07037	0,004952	0,000290846
49	0,008743	0,00272	7,398E-06	0,000885343
50	0,003343	-0,01888	0,0003564	0,000725762
51	-0,00253	-0,04607	0,0021225	0,000642187
52	0,005036	-0,00609	3,709E-05	0,00080396
53	0,005887	-0,05407	0,0029238	0,000663852
54	0,003098	-0,05093	0,0025942	0,000925606
55	0,006874	-0,03339	0,0011146	0,001095702
56	0,005978	-0,05743	0,0032988	0,001041819
57	0,004925	0,030265	0,000916	0,001281656
58	-0,00061	-0,04925	0,0024256	0,001164203
59	6,01E-05	-0,01555	0,0002418	0,001267866
60	0,006553	0,080293	0,0064469	0,001068081
61	-0,00625	0,051242	0,0026258	0,001703291
62	-0,01402	-0,01349	0,0001819	0,001727185
63	0,00145	0,038831	0,0015079	0,001433795
64	0,004691	-0,02163	0,0004677	0,001364056
65	-0,00206	0,020109	0,0004044	0,001175823
66	-0,00159	0,0202	0,000408	0,001012478
67	-0,00206	0,040038	0,0016031	0,000880101
68	-0,0041	-0,00268	7,199E-06	0,000925999
69	-0,00146	-0,03061	0,0009369	0,000759069
70	0,005671	0,003951	1,561E-05	0,000744924
71	0,003013	-0,00621	3,856E-05	0,000612562
72	-0,00231	0,020337	0,0004136	0,000508387
73	-0,00214	-0,01429	0,0002043	0,000470845
74	0,001307	-0,03222	0,0010383	0,000414965

75	0,005653	0,028019	0,000785	0,000478262
76	-0,00043	-0,01123	0,0001262	0,000494
77	-0,00366	-0,00978	9,556E-05	0,000423542
78	0,002897	0,015725	0,0002473	0,000362211
79	0,001378	0,009357	8,756E-05	0,000330683
80	-0,00332	-0,01005	0,000101	0,000284703
81	0,000202	0,004103	1,683E-05	0,000250008
82	0,002557	0,013691	0,0001874	0,000210207
83	-0,00149	0,015505	0,0002404	0,000199423
84	-0,00329	0,026266	0,0006899	0,000197414
85	-0,00234	-0,02779	0,0007723	0,000253372
86	0,002537	0,005116	2,618E-05	0,000312221
87	0,003354	-0,01314	0,0001728	0,000261961
88	-0,00028	0,003624	1,313E-05	0,000240951
89	-0,00031	0,008728	7,617E-05	0,000202386
90	-0,00051	-0,00685	4,691E-05	0,000178921
91	0,000528	-0,0088	7,737E-05	0,000156828
92	0,00209	-0,00913	8,333E-05	0,000142894
93	0,001657	0,007812	6,102E-05	0,00013235
94	-0,00061	0,006022	3,627E-05	0,000120049
95	-0,00153	0,007197	5,179E-05	0,000106932
96	-0,00031	-0,00934	8,728E-05	9,82126E-05
97	0,001471	0,012476	0,0001557	9,65334E-05
98	0,000148	0,004901	2,402E-05	0,000102925
99	-0,00182	0,007744	5,997E-05	9,14769E-05
100	-0,0006	0,020361	0,0004146	8,66736E-05
101	-0,00119	0,014526	0,000211	0,000127998
102	-0,00229	-0,00108	1,162E-06	0,000135573
103	5,85E-05	0,004319	1,866E-05	0,00011537
104	0,001262	0,012885	0,000166	0,000100933
105	-0,00125	-0,00393	1,542E-05	0,000107823
106	-0,0008	-0,01816	0,0003296	9,47868E-05
107	0,003184	-0,01184	0,0001402	0,000125528
108	0,003285	-0,00733	5,378E-05	0,000125721
109	0,000369	-0,00464	2,154E-05	0,000114473
110	-7,4E-05	0,028122	0,0007908	0,000101022
111	-0,00192	0,006206	3,851E-05	0,000187941
112	-0,00239	-0,01086	0,000118	0,000162428
113	0,002069	0,001379	1,903E-06	0,000152812

114	0,002273	-0,00565	3,197E-05	0,000129364
115	-0,00033	-0,00989	9,771E-05	0,000114531
116	0,000818	0,009801	9,605E-05	0,000111181
117	0,000512	-0,01497	0,0002241	0,000107263
118	0,000558	0,004102	1,683E-05	0,000121866
119	0,00111	-0,00419	1,756E-05	0,000105991
120	0,000129	-0,00632	3,995E-05	9,3587E-05
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
223	0,002362	0,012249	0,00015	0,000175495
224	0,002408	0,015339	0,0002353	0,000166427
225	-0,0034	0,001226	1,502E-06	0,000169926
226	-0,00187	0,00034	1,157E-07	0,000143238
227	0,002133	0,021251	0,0004516	0,000121398
228	-0,00083	0,003526	1,243E-05	0,000160981
229	-0,0027	0,001607	2,583E-06	0,000137263
230	0,000642	0,003826	1,463E-05	0,000116795
231	0,001217	0,015108	0,0002282	0,000101597
232	-0,0017	0,000853	7,274E-07	0,000116299
233	-0,00139	0,024964	0,0006232	9,95427E-05
234	-0,001	-0,00595	3,545E-05	0,000165215
235	-0,00042	0,00407	1,657E-05	0,000144153
236	0,001131	0,016739	0,0002802	0,000124084
237	-0,00135	-0,02689	0,0007229	0,000141224
238	0,001068	-0,00458	2,101E-05	0,000214587
239	0,003826	0,010716	0,0001148	0,000182372
240	-0,00098	-0,00977	9,543E-05	0,000167543
241	-0,00133	-0,01021	0,0001042	0,000153994
242	0,002871	0,021563	0,000465	0,000144129
243	-0,00025	0,003981	1,585E-05	0,000181183
244	-0,00317	-0,00862	7,426E-05	0,000154112
245	0,001317	0,016156	0,000261	0,000140275
246	0,001141	0,01753	0,0003073	0,00015194
247	-0,00333	0,013702	0,0001877	0,000167347
248	-0,00262	0,00209	4,368E-06	0,000164606
249	0,000902	0,004641	2,154E-05	0,000139239
250	0,001037	0,001276	1,629E-06	0,000120702
251	-0,00059	-0,00436	1,902E-05	0,000103219
252	0,000311	-0,00158	2,492E-06	9,15294E-05
253	0,001257	-0,01499	0,0002246	7,97469E-05

254	0,001744	0,014203	0,0002017	9,95525E-05
255	-0,00029	-0,00266	7,09E-06	0,000111252
256	-0,00136	-0,02089	0,0004365	9,64358E-05
257	0,002912	-0,01204	0,0001449	0,000140821
258	0,003836	-0,0209	0,0004368	0,000138775
259	0,001736	-0,00569	3,232E-05	0,000175292
260	0,000836	-0,02727	0,0007434	0,000151931
261	0,0026	-0,01707	0,0002913	0,000225968
262	0,003835	0,039569	0,0015657	0,000227205
263	-0,00331	-0,00026	6,529E-08	0,000390201
264	-0,00457	0,005794	3,357E-05	0,000322271
265	0,001949	0,002666	7,108E-06	0,000271058
266	0,001745	0,008794	7,733E-05	0,00022614
267	-0,00168	0,012058	0,0001454	0,000198386
268	-0,00213	-0,00835	6,978E-05	0,000184454
269	0,001182	0,002599	6,753E-06	0,00016436
270	0,001889	0,002531	6,404E-06	0,000139323
271	-0,00074	0,009948	9,897E-05	0,000118918
272	-0,00153	0,003204	1,027E-05	0,000113925
273	-0,00022	-0,0129	0,0001664	9,8729E-05
274	0,002148	-0,00729	5,315E-05	0,000107357
275	0,002205	-0,00094	8,909E-07	9,94546E-05
276	-3,3E-05	0,00446	1,989E-05	8,59538E-05
277	-0,00093	0,007344	5,393E-05	7,71625E-05
278	-0,00051	-0,00765	5,847E-05	7,42711E-05
279	0,001026	0,007894	6,231E-05	7,32525E-05
280	0,000565	-0,00774	5,988E-05	7,21481E-05
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
467	0,00045	-0,00453	2,055E-05	8,03498E-05
468	0,000839	0,008165	6,666E-05	7,31372E-05
469	-0,00019	-0,00431	1,854E-05	7,26032E-05
470	-0,00024	0,002329	5,426E-06	6,65659E-05
471	0,000741	0,002303	5,304E-06	5,96298E-05
472	9,86E-05	-0,00101	1,011E-06	5,39743E-05
473	-9,3E-06	0,007453	5,554E-05	4,89841E-05
474	-0,00019	0,006364	4,051E-05	5,15572E-05
475	-0,00076	0,001658	2,75E-06	5,17596E-05
476	-9,3E-05	-0,00412	1,701E-05	4,72754E-05
477	0,001083	-0,00357	1,273E-05	4,57594E-05

478	0,001114	-0,00653	4,263E-05	4,39462E-05
479	0,00077	-0,00077	5,93E-07	4,64858E-05
480	0,000509	-0,00842	7,089E-05	4,28281E-05
481	0,000903	0,004128	1,704E-05	4,93242E-05
482	0,0005	-0,00489	2,389E-05	4,702E-05
483	7,79E-05	0,003776	1,426E-05	4,648E-05
484	0,000298	0,00386	1,49E-05	4,43643E-05
485	-0,00029	0,004325	1,87E-05	4,2723E-05
486	-0,0004	0,002883	8,311E-06	4,18569E-05
487	-8,8E-06	0,001751	3,067E-06	3,988E-05
488	0,000241	-0,00299	8,931E-06	3,76504E-05
489	0,000574	0,008589	7,377E-05	3,6831E-05
490	-0,00024	0,002593	6,725E-06	4,39743E-05
491	-0,00079	-0,00893	7,978E-05	4,14113E-05
492	0,001255	-0,00422	1,778E-05	4,93479E-05
493	0,001921	0,004625	2,139E-05	4,75497E-05
494	-0,00037	-0,00528	2,787E-05	4,61148E-05
495	-0,00035	-0,01201	0,0001442	4,62783E-05
496	0,002261	0,000628	3,948E-07	6,17857E-05
497	0,001438	0,00027	7,286E-08	5,51761E-05
498	-0,00083	0,003602	1,297E-05	4,97768E-05
499	-0,00052	-0,009	8,093E-05	4,68883E-05
500	0,001436	-0,00628	3,943E-05	5,3954E-05
501	0,001971	-0,00165	2,713E-06	5,41986E-05
502	0,000308	0,006411	4,11E-05	4,94185E-05
503	-0,00097	0,017489	0,0003059	5,00943E-05
504	-0,00179	-0,00646	4,173E-05	8,43356E-05
505	0,000149	-0,00954	9,11E-05	7,92127E-05
506	0,002782	0,007144	5,104E-05	8,15843E-05
507	0,000328	-0,00427	1,819E-05	7,75032E-05
508	-0,00114	0,005343	2,855E-05	7,05038E-05
509	0,000286	0,00374	1,399E-05	6,56727E-05
510	0,000173	0,008933	7,98E-05	5,99408E-05
511	-0,00085	-0,00183	3,334E-06	6,35323E-05
512	-0,00016	0,010041	0,0001008	5,70986E-05
513	0,000117	0,010697	0,0001144	6,38843E-05
514	-0,00135	-0,00697	4,858E-05	7,1129E-05
515	0,000234	0,004167	1,736E-05	6,93841E-05
516	0,001326	0,005265	2,772E-05	6,33741E-05

517	-0,00062	-0,00489	2,387E-05	5,97715E-05
518	-0,00013	-0,01181	0,0001395	5,68478E-05
519	0,002312	0,003728	1,39E-05	6,97699E-05
520	0,001022	0,003329	1,108E-05	6,32621E-05
521	-0,00138	-0,00121	1,459E-06	5,76246E-05
522	-8,8E-05	0,007677	5,893E-05	5,20208E-05
523	0,000533	-0,00136	1,838E-06	5,44545E-05
524	-8,8E-05	-0,00699	4,884E-05	4,9499E-05
525	0,000989	0,004027	1,622E-05	5,18267E-05
526	0,000665	-0,01579	0,0002493	4,89538E-05
527	0,001048	0,005997	3,596E-05	7,77387E-05
:	:	:	:	:
713	-0,00081	0,000378	1,431E-07	3,8293E-05
714	7,04E-05	0,0105	0,0001102	3,60497E-05
715	-0,00016	0,003612	1,305E-05	4,79605E-05
716	-0,00082	-0,00852	7,267E-05	4,54202E-05
717	0,001092	0,00238	5,662E-06	5,16683E-05
718	0,001297	-0,00191	3,666E-06	4,75419E-05
719	-0,00021	-0,01758	0,0003089	4,41412E-05
720	0,001666	0,00388	1,505E-05	8,16283E-05
721	0,001611	-0,00103	1,069E-06	7,30476E-05
722	-0,00073	0,00418	1,747E-05	6,4505E-05
723	-0,00055	-0,00575	3,303E-05	5,94197E-05
724	0,001033	0,01085	0,0001177	5,77892E-05
725	0,000137	-0,00204	4,177E-06	6,65907E-05
726	-0,00081	0,010263	0,0001053	5,97058E-05
727	-0,0003	0,016622	0,0002763	6,65769E-05
728	-0,00157	0,000593	3,518E-07	9,39566E-05
729	-0,00077	0,002213	4,898E-06	8,13363E-05
730	0,001035	0,010795	0,0001165	7,15798E-05
731	-0,00045	0,020104	0,0004042	7,76555E-05
732	-0,00282	-0,01362	0,0001855	0,000119332
733	0,000428	-0,00318	1,011E-05	0,00012662
734	0,003293	-0,00352	1,241E-05	0,00010935
735	0,000581	-0,00311	9,676E-06	9,56192E-05
736	-0,00058	0,007092	5,03E-05	8,40784E-05
737	-0,00015	-0,01293	0,0001671	7,94387E-05
738	0,001338	-0,02483	0,0006166	9,17635E-05
739	0,00388	0,004719	2,227E-05	0,000160513

740	0,001233	-0,00043	1,881E-07	0,000138094
741	-0,00189	0,001329	1,766E-06	0,000117262
742	-4,9E-05	0,000238	5,643E-08	0,000100437
743	0,001247	-0,00454	2,065E-05	8,6586E-05
744	0,000785	6,41E-05	4,112E-09	7,82224E-05
745	0,00019	0,003151	9,928E-06	6,85213E-05
746	-0,00023	0,002575	6,63E-06	6,17614E-05
747	-0,00012	0,002324	5,401E-06	5,5866E-05
748	0,000144	0,00601	3,612E-05	5,09248E-05
749	-0,00025	0,011483	0,0001319	5,06959E-05
750	-0,00118	-0,00476	2,27E-05	6,26195E-05
751	0,000123	-0,00536	2,874E-05	5,90067E-05
752	0,001949	-0,00829	6,872E-05	5,68793E-05
753	0,001484	-0,00134	1,805E-06	6,04654E-05
754	0,000252	-0,00039	1,54E-07	5,43827E-05
755	-0,00012	-0,00528	2,784E-05	4,91749E-05
756	0,000882	0,001701	2,894E-06	4,87626E-05
757	0,000754	0,003879	1,505E-05	4,48544E-05
758	-0,00054	-0,00626	3,913E-05	4,31396E-05
759	0,00039	-0,00501	2,508E-05	4,53633E-05
760	0,001712	0,007829	6,129E-05	4,52923E-05
761	-0,00016	0,001095	1,198E-06	4,92799E-05
762	-0,00114	-0,00495	2,454E-05	4,50861E-05
763	0,001009	-0,00308	9,488E-06	4,49943E-05
764	0,001655	-0,00156	2,435E-06	4,28801E-05
765	0,000252	0,005245	2,751E-05	4,01732E-05
766	-0,00071	-0,00126	1,596E-06	4,08763E-05
767	6,18E-05	-0,00251	6,28E-06	3,84202E-05
768	0,001149	-0,00525	2,758E-05	3,70901E-05
769	0,001048	0,000699	4,888E-07	3,88989E-05
770	0,000218	-0,00017	2,932E-08	3,65713E-05
771	-0,0001	-0,00619	3,83E-05	3,46622E-05
772	0,000963	0,006321	3,995E-05	3,8358E-05
773	0,00039	0,001822	3,32E-06	4,09551E-05
774	-0,00076	-0,00324	1,052E-05	3,85539E-05
775	0,000486	0,001588	2,523E-06	3,77843E-05
:	:	:	:	:
956	0,00108	0,000213	4,548E-08	3,99652E-05
957	0,000632	0,003048	9,292E-06	3,74053E-05

958	-0,00041	-0,0036	1,297E-05	3,63783E-05
959	0,000265	0,002557	6,54E-06	3,63491E-05
960	0,000723	0,01124	0,0001263	3,51878E-05
961	-0,001	-0,01551	0,0002407	4,9305E-05
962	0,000659	0,003506	1,229E-05	7,68983E-05
963	0,001935	-0,00874	7,643E-05	6,88628E-05
964	0,000485	0,007755	6,014E-05	7,12302E-05
965	-0,00046	0,002559	6,551E-06	7,02292E-05
966	-0,00065	-0,00738	5,447E-05	6,27431E-05
967	0,00121	0,007392	5,464E-05	6,33454E-05
968	0,000638	0,007655	5,859E-05	6,31236E-05
969	-0,00154	-0,00219	4,816E-06	6,34412E-05
970	-0,00018	0,004102	1,682E-05	5,72345E-05
971	0,001039	-0,00104	1,079E-06	5,34266E-05
972	0,000197	-0,00024	5,962E-08	4,85491E-05
973	6,2E-05	0,006522	4,254E-05	4,4411E-05
974	-0,00022	-0,00307	9,401E-06	4,62023E-05
975	0,000166	0,010824	0,0001172	4,38507E-05
976	-0,00018	-0,005	2,497E-05	5,51845E-05
977	-8,7E-05	0,005078	2,578E-05	5,32646E-05
978	0,000529	-0,00337	1,136E-05	5,13081E-05
979	0,000329	-0,00862	7,433E-05	4,82722E-05
980	0,001284	-0,00903	8,152E-05	5,42066E-05
981	0,001799	0,001514	2,293E-06	5,99839E-05
982	0,000345	0,001072	1,149E-06	5,39121E-05
983	-0,00067	0,002788	7,772E-06	4,88481E-05
984	3,95E-06	0,001925	3,704E-06	4,55008E-05
985	0,000363	-0,00032	1,001E-07	4,22954E-05
986	0,000293	-0,01102	0,0001214	3,93338E-05
987	0,001321	0,009168	8,406E-05	5,31419E-05
988	0,000327	-0,00221	4,881E-06	5,85415E-05
989	-0,0008	3,01E-06	9,051E-12	5,32588E-05
990	0,000574	0,000557	3,1E-07	4,82214E-05
991	0,000753	-0,00457	2,092E-05	4,4137E-05
992	0,000501	0,000491	2,408E-07	4,37357E-05
993	0,000417	-0,00681	4,638E-05	4,04832E-05
994	0,00078	-0,00363	1,321E-05	4,41684E-05
995	0,001138	0,005416	2,934E-05	4,27178E-05
996	-0,00019	0,001235	1,525E-06	4,31735E-05

997	-0,00066	0,001841	3,389E-06	4,01551E-05
998	0,000338	0,00334	1,115E-05	3,79113E-05
999	0,000282	-0,01012	0,0001024	3,70159E-05
1000	0,000928	0,003056	9,34E-06	4,87557E-05
1001	0,000858	-0,00608	3,694E-05	4,56151E-05
1002	0,00024	0,003654	1,335E-05	4,70847E-05
1003	0,000227	-0,01397	0,0001952	4,47451E-05
1004	0,001311	0,007682	5,901E-05	6,72365E-05
1005	0,00076	0,001904	3,625E-06	6,68394E-05
1006	-0,00109	-0,00386	1,492E-05	5,96404E-05
1007	0,000387	0,001568	2,459E-06	5,55329E-05
1008	0,001155	-0,00196	3,861E-06	5,0311E-05
1009	0,000224	0,004153	1,725E-05	4,6421E-05
1010	-0,00032	-0,00262	6,878E-06	4,46846E-05
1011	0,000265	-0,00437	1,908E-05	4,22681E-05
1012	0,00124	-0,00138	1,913E-06	4,19675E-05
1013	0,000745	-0,00098	9,685E-07	3,93546E-05
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1130	0,000543	0,002433	5,918E-06	4,71726E-05
1131	0,0005	0,00366	1,34E-05	4,39161E-05
1132	-0,0004	-0,0099	9,807E-05	4,21738E-05
1133	0,00086	0,000388	1,506E-07	5,23809E-05
1134	0,001421	0,000716	5,122E-07	4,75077E-05
1135	-0,00017	0,000219	4,787E-08	4,35749E-05
1136	-0,00029	-0,00216	4,666E-06	4,0341E-05
1137	0,000759	0,000889	7,908E-07	3,84265E-05
1138	0,000648	-0,00462	2,131E-05	3,62167E-05
1139	0,000396	0,011507	0,0001324	3,7347E-05
1140	-0,00055	0,00112	1,255E-06	5,18331E-05
1141	-0,0008	0,005946	3,536E-05	4,71686E-05
1142	0,000147	-6E-05	3,562E-09	4,75454E-05
1143	0,00032	0,007114	5,061E-05	4,35783E-05
1144	-0,00029	-0,01185	0,0001405	4,65402E-05
1145	0,000815	0,010281	0,0001057	6,15108E-05
1146	0,000624	-0,00145	2,11E-06	6,80907E-05
1147	-0,00075	0,008147	6,637E-05	6,06291E-05
1148	-0,0004	0,009587	9,191E-05	6,23943E-05
1149	-0,00075	-0,00679	4,617E-05	6,70611E-05
1150	0,000513	-0,02035	0,000414	6,57549E-05

Lampiran 4. Tabel Perbandingan Data Aktual dan Nilai Prediksi Harga Saham ISSI Data *Testing* Periode 01 Oktober - 30 Desember 2024

Periode	Aktual	Prediksi	Periode	Aktual	Prediksi
01/10/2024	230,1	227,4185	13/11/2024	221,22	230,7342
02/10/2024	227,66	227,8516	14/11/2024	218,18	230,8421
03/10/2024	226,58	227,5984	15/11/2024	216,36	230,9500
04/10/2024	224,83	227,5781	18/11/2024	217,02	231,0579
07/10/2024	226,7	227,8695	19/11/2024	220,24	231,1659
08/10/2024	226,8	228,0212	20/11/2024	219,36	231,2740
09/10/2024	225,25	228,0343	21/11/2024	219,81	231,3821
10/10/2024	224,51	228,1271	22/11/2024	220,55	231,4902
11/10/2024	226,52	228,2802	25/11/2024	222,95	231,5984
14/10/2024	227,64	228,3895	26/11/2024	222,03	231,7067
15/10/2024	229,82	228,4735	28/11/2024	219,68	231,8150
16/10/2024	231,2	228,5811	29/11/2024	217,45	231,9233
17/10/2024	232,89	228,6989	02/12/2024	216,68	232,0318
18/10/2024	234,02	228,8044	03/12/2024	220,27	232,1402
21/10/2024	234,76	228,9062	04/12/2024	223,34	232,2487
22/10/2024	235,92	229,0143	05/12/2024	223,86	232,3573
23/10/2024	235,18	229,1237	06/12/2024	224,59	232,4659
24/10/2024	232,68	229,2301	09/12/2024	225,94	232,5745
25/10/2024	231,86	229,3361	10/12/2024	226,58	232,6832
28/10/2024	231,5	229,4438	11/12/2024	227,84	232,7920
29/10/2024	231,17	229,5515	12/12/2024	226,83	232,9008
30/10/2024	230,54	229,6586	13/12/2024	225,03	233,0097
31/10/2024	230,79	229,7657	16/12/2024	221,55	233,1186
01/11/2024	228,21	229,8732	17/12/2024	218,36	233,2276
04/11/2024	226,62	229,9808	18/12/2024	216,36	233,3366
05/11/2024	226,22	230,0882	19/12/2024	212,52	233,4456
06/11/2024	224,36	230,1957	20/12/2024	212,33	233,5547
07/11/2024	220,01	230,3033	23/12/2024	214,44	233,6639
08/11/2024	221,87	230,4110	24/12/2024	214,71	233,7731
11/11/2024	220,27	230,5187	27/12/2024	213,86	233,8824
12/11/2024	222,2	230,6264	30/12/2024	215,65	233,9917

Lampiran 5. Tabel Estimasi Bias Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1)

Periode	$\hat{\eta}_t$	$\tilde{\eta}_t$	Periode	Aktual	Prediksi
02/01/2020	0	0	21/02/2020	-1,52588	-1,51943
03/01/2020	0,437276	0,44216	24/02/2020	-1,42564	-1,41928
06/01/2020	-1,18605	-1,17987	25/02/2020	-0,63562	-0,62988
07/01/2020	0,166379	0,171478	26/02/2020	-2,13371	-2,12678
08/01/2020	-1,21928	-1,21308	27/02/2020	-1,57292	-1,56644
09/01/2020	0,93104	0,935532	28/02/2020	-1,81412	-1,80744
10/01/2020	-0,27533	-0,26988	02/03/2020	-0,55476	-0,54909
13/01/2020	0,42419	0,429084	03/03/2020	1,95718	1,960856
14/01/2020	-0,02913	-0,02388	04/03/2020	1,496355	1,500397
15/01/2020	-0,65675	-0,651	05/03/2020	-0,00831	-0,00308
16/01/2020	0,327391	0,332362	06/03/2020	-1,41662	-1,41027
17/01/2020	-0,65597	-0,65022	09/03/2020	-3,80915	-3,80088
20/01/2020	-0,76422	-0,75838	10/03/2020	0,382695	0,387622
21/01/2020	-0,48614	-0,48053	11/03/2020	-0,73272	-0,72691
22/01/2020	-0,50158	-0,49595	12/03/2020	-1,67573	-1,66916
23/01/2020	0,53991	0,544712	13/03/2020	-0,24118	-0,23576
24/01/2020	-0,40686	-0,40131	16/03/2020	-1,83948	-1,83278
27/01/2020	-3,39819	-3,39026	17/03/2020	-1,46205	-1,45566
28/01/2020	-0,37388	-0,36835	18/03/2020	-1,01382	-1,00779
29/01/2020	-0,11129	-0,10597	19/03/2020	-1,43855	-1,43217
30/01/2020	-0,8793	-0,87337	20/03/2020	0,906999	0,91151
31/01/2020	-1,93414	-1,92737	23/03/2020	-1,56315	-1,55667
03/02/2020	-1,08801	-1,08192	24/03/2020	-0,18784	-0,18246
04/02/2020	0,330536	0,335505	26/03/2020	2,282819	2,286236
05/02/2020	0,814011	0,818596	27/03/2020	1,274582	1,2788
06/02/2020	0,003906	0,009135	30/03/2020	-0,64068	-0,63494
07/02/2020	0,283194	0,288201	31/03/2020	0,946153	0,950633
10/02/2020	-1,09165	-1,08555	01/04/2020	-0,3812	-0,37567
11/02/2020	0,09708	0,102235	02/04/2020	0,553412	0,558204
12/02/2020	-1,58635	-1,57986	03/04/2020	0,428376	0,433268
13/02/2020	-1,14208	-1,13594	06/04/2020	1,48693	1,49098
14/02/2020	0,070252	0,075428	07/04/2020	-0,39743	-0,39188
17/02/2020	0,011893	0,017115	08/04/2020	-1,00581	-0,99978
18/02/2020	0,991299	0,995743	09/04/2020	0,261848	0,266872
19/02/2020	0,587674	0,592438	13/04/2020	-0,20707	-0,20168
20/02/2020	0,488501	0,493345	14/04/2020	0,993358	0,997801

15/04/2020	-1,01895	-1,0129	18/06/2020	-0,88994	-0,884
16/04/2020	-1,25452	-1,24829	19/06/2020	0,091319	0,096479
17/04/2020	1,353751	1,357906	22/06/2020	-0,24466	-0,23923
20/04/2020	-0,56351	-0,55783	23/06/2020	-0,90692	-0,90096
21/04/2020	-0,39302	-0,38747	24/06/2020	0,853575	0,858128
22/04/2020	0,58145	0,58622	25/06/2020	-1,33485	-1,32856
23/04/2020	0,868562	0,873104	26/06/2020	0,469209	0,474068
24/04/2020	-0,87984	-0,87391	29/06/2020	-0,53987	-0,53421
27/04/2020	0,189847	0,194929	30/06/2020	-0,35312	-0,34761
28/04/2020	1,229125	1,23338	:	:	:
29/04/2020	0,857884	0,862434	01/12/2020	0,959671	0,96414
30/04/2020	1,738002	1,741852	02/12/2020	1,307678	1,311871
04/05/2020	-1,95401	-1,94722	03/12/2020	0,01358	0,018801
05/05/2020	0,515414	0,520236	04/12/2020	-0,3166	-0,31112
06/05/2020	-0,81671	-0,81083	07/12/2020	2,19771	2,201195
08/05/2020	0,453614	0,458486	08/12/2020	0,164057	0,169158
11/05/2020	0,329885	0,334854	10/12/2020	-0,02659	-0,02134
12/05/2020	-0,40304	-0,39749	11/12/2020	0,318585	0,323564
13/05/2020	-0,66512	-0,65935	14/12/2020	1,637027	1,640957
14/05/2020	-0,75824	-0,75241	15/12/2020	-0,09374	-0,08844
15/05/2020	0,999416	1,003853	16/12/2020	2,398721	2,402046
18/05/2020	0,273274	0,278289	17/12/2020	-0,6503	-0,64455
19/05/2020	0,71115	0,715817	18/12/2020	0,503589	0,50842
20/05/2020	-1,07529	-1,06921	21/12/2020	1,313035	1,317223
26/05/2020	1,430498	1,434593	22/12/2020	-2,20379	-2,19681
28/05/2020	0,427723	0,432615	23/12/2020	-0,21668	-0,21127
29/05/2020	0,716051	0,720714	28/12/2020	0,801026	0,805621
02/06/2020	1,995654	1,999299	29/12/2020	-0,53049	-0,52484
03/06/2020	1,207971	1,212242	30/12/2020	-1,11836	-1,11224
04/06/2020	-0,24441	-0,23898	04/01/2021	2,005809	2,009446
05/06/2020	0,33412	0,339086	05/01/2021	0,319419	0,324397
08/06/2020	1,400868	1,404987	06/01/2021	-0,94842	-0,94244
09/06/2020	-0,49441	-0,48879	07/01/2021	1,428113	1,43221
10/06/2020	-1,92491	-1,91815	08/01/2021	1,458713	1,462786
11/06/2020	-0,83973	-0,83383	11/01/2021	0,89937	0,903887
12/06/2020	-0,39631	-0,39077	12/01/2021	-0,12736	-0,12203
15/06/2020	-0,38043	-0,3749	13/01/2021	0,519547	0,524366
16/06/2020	2,726137	2,729202	14/01/2021	0,146769	0,151884
17/06/2020	0,272973	0,277988	15/01/2021	-0,46487	-0,45927

18/01/2021	-0,14811	-0,14276	14/12/2021	-0,78654	-0,78068
19/01/2021	-1,61621	-1,60969	15/12/2021	-0,25946	-0,25402
20/01/2021	1,672272	1,676175	16/12/2021	-0,94569	-0,93971
21/01/2021	-0,47204	-0,46643	17/12/2021	0,015329	0,020549
22/01/2021	-2,00785	-2,00102	20/12/2021	-1,2604	-1,25417
25/01/2021	-0,96229	-0,95629	21/12/2021	0,717083	0,721745
26/01/2021	-1,45307	-1,44668	22/12/2021	-0,75389	-0,74806
27/01/2021	-0,21881	-0,2134	23/12/2021	0,690568	0,695251
28/01/2021	-2,36141	-2,3543	24/12/2021	0,40728	0,412189
29/01/2021	-0,78131	-0,77546	27/12/2021	0,761584	0,766211
01/02/2021	2,656205	2,659325	28/12/2021	0,276765	0,281777
02/02/2021	-0,14891	-0,14356	29/12/2021	0,259175	0,264201
03/02/2021	0,241513	0,246554	30/12/2021	-0,41825	-0,41269
04/02/2021	-0,05017	-0,0449	03/01/2022	1,414743	1,418851
05/02/2021	1,013531	1,017957	04/01/2022	0,327538	0,33251
08/02/2021	0,513178	0,518002	05/01/2022	-1,43159	-1,42522
09/02/2021	-0,71597	-0,71016	06/01/2022	-0,53666	-0,531
10/02/2021	0,398837	0,403752	07/01/2022	0,921138	0,925637
11/02/2021	0,079798	0,084966	10/01/2022	-0,82723	-0,82134
15/02/2021	1,155393	1,159707	11/01/2022	-1,8189	-1,81222
16/02/2021	-0,09701	-0,0917	12/01/2022	0,296385	0,301382
17/02/2021	-1,20029	-1,1941	13/01/2022	0,17594	0,181032
18/02/2021	-0,4897	-0,48408	14/01/2022	0,464646	0,469509
19/02/2021	-0,07386	-0,06856	17/01/2022	-1,52461	-1,51817
22/02/2021	0,680766	0,685457	18/01/2022	-0,56516	-0,55948
23/02/2021	0,531595	0,536405	19/01/2022	-0,11815	-0,11282
24/02/2021	-0,87601	-0,87008	20/01/2022	1,008886	1,013316
25/02/2021	1,078921	1,083296	21/01/2022	2,28846	2,291873
26/02/2021	-1,0758	-1,06971	24/01/2022	-0,93774	-0,93176
:	:	:	25/01/2022	-0,92889	-0,92292
01/12/2021	-0,31118	-0,3057	26/01/2022	0,872528	0,877067
02/12/2021	0,857733	0,862283	27/01/2022	-0,35273	-0,34722
03/12/2021	-0,47225	-0,46664	28/01/2022	0,537278	0,542083
06/12/2021	0,318381	0,32336	31/01/2022	0,272341	0,277357
07/12/2021	0,157969	0,163075	02/02/2022	1,416483	1,420589
08/12/2021	0,100316	0,105469	03/02/2022	-0,5612	-0,55553
09/12/2021	0,870862	0,875402	04/02/2022	1,453057	1,457134
10/12/2021	0,855229	0,859781	07/02/2022	1,215055	1,219322
13/12/2021	0,220945	0,226001	08/02/2022	-0,93242	-0,92644

09/02/2022	0,562849	0,567634	06/12/2022	-1,28133	-1,27508
10/02/2022	0,609689	0,614437	07/12/2022	0,368285	0,373224
11/02/2022	-0,48942	-0,4838	08/12/2022	-0,15013	-0,14478
14/02/2022	-1,75059	-1,74396	09/12/2022	-2,5571	-2,54984
15/02/2022	0,716369	0,721031	12/12/2022	0,50136	0,506193
16/02/2022	0,514299	0,519123	13/12/2022	-0,00943	-0,00419
17/02/2022	-0,33306	-0,32756	14/12/2022	0,59586	0,600618
18/02/2022	1,02709	1,031506	15/12/2022	-1,06864	-1,06256
21/02/2022	-0,19349	-0,18811	16/12/2022	1,75716	1,760995
22/02/2022	-0,8929	-0,88696	19/12/2022	-0,44514	-0,43955
23/02/2022	0,543165	0,547965	20/12/2022	1,403009	1,407125
24/02/2022	-2,16378	-2,15683	21/12/2022	1,815147	1,818936
25/02/2022	0,889155	0,893681	22/12/2022	-0,03086	-0,0256
:	:	:	23/12/2022	0,202662	0,207733
01/12/2022	-0,06758	-0,06229	26/12/2022	1,206448	1,210721
02/12/2022	1,724637	1,728498	27/12/2022	2,372037	2,375383
05/12/2022	0,429036	0,433927	28/12/2022	-1,5906	-1,5841
06/12/2022	-1,28133	-1,27508	29/12/2022	-0,14536	-0,14001
07/12/2022	0,368285	0,373224	30/12/2022	-0,22649	-0,22108
08/12/2022	-0,15013	-0,14478	02/01/2023	-0,10697	-0,10165
09/12/2022	-2,5571	-2,54984	03/01/2023	0,598467	0,603223
12/12/2022	0,50136	0,506193	04/01/2023	-1,51426	-1,50783
13/12/2022	-0,00943	-0,00419	05/01/2023	-2,31383	-2,30676
14/12/2022	0,59586	0,600618	06/01/2023	0,502651	0,507483
15/12/2022	-1,06864	-1,06256	09/01/2023	0,093592	0,098749
16/12/2022	1,75716	1,760995	10/01/2023	0,041475	0,046674
19/12/2022	-0,44514	-0,43955	11/01/2023	-0,19016	-0,18478
20/12/2022	1,403009	1,407125	12/01/2023	-0,18351	-0,17813
21/12/2022	1,815147	1,818936	13/01/2023	-0,03649	-0,03123
22/12/2022	-0,03086	-0,0256	16/01/2023	0,376327	0,38126
23/12/2022	0,202662	0,207733	17/01/2023	0,37127	0,376207
26/12/2022	1,206448	1,210721	18/01/2023	0,153612	0,158722
27/12/2022	2,372037	2,375383	19/01/2023	0,942241	0,946724
28/12/2022	-1,5906	-1,5841	20/01/2023	1,49373	1,497774
29/12/2022	-0,14536	-0,14001	24/01/2023	-0,75785	-0,75202
30/12/2022	-0,22649	-0,22108	25/01/2023	-0,6039	-0,59819
01/12/2022	-0,06758	-0,06229	26/01/2023	-1,04063	-1,03457
02/12/2022	1,724637	1,728498	27/01/2023	0,144224	0,149342
05/12/2022	0,429036	0,433927	30/01/2023	-0,17196	-0,16659

31/01/2023	-0,72268	-0,71687	27/12/2023	0,027114	0,032325
01/02/2023	0,356567	0,361516	28/12/2023	0,795173	0,799773
02/02/2023	0,550126	0,554921	29/12/2023	-0,34721	-0,3417
03/02/2023	-0,90324	-0,89729	02/01/2024	1,579859	1,583835
06/02/2023	-0,78938	-0,78352	03/01/2024	-0,80956	-0,80369
07/02/2023	1,355308	1,359462	04/01/2024	0,903808	0,908321
08/02/2023	0,150871	0,155984	05/01/2024	-0,74534	-0,73951
09/02/2023	-0,90439	-0,89844	08/01/2024	-0,89875	-0,8928
10/02/2023	-0,38226	-0,37672	09/01/2024	-1,26422	-1,25798
13/02/2023	-0,00502	0,000214	10/01/2024	0,417215	0,422116
14/02/2023	0,848641	0,853198	11/01/2024	0,225871	0,230923
15/02/2023	-0,36924	-0,36372	12/01/2024	0,205518	0,210587
16/02/2023	-0,33308	-0,32758	15/01/2024	0,323738	0,328712
17/02/2023	-0,81015	-0,80427	16/01/2024	-0,04569	-0,04042
20/02/2023	0,327723	0,332694	17/01/2024	-1,73495	-1,72834
21/02/2023	-0,08986	-0,08456	18/01/2024	1,456546	1,46062
22/02/2023	-1,04458	-1,03852	19/01/2024	-0,41852	-0,41296
23/02/2023	1,144426	1,148748	22/01/2024	0,12552	0,130652
24/02/2023	0,218531	0,223589	23/01/2024	-0,13089	-0,12555
27/02/2023	-0,48098	-0,47536	24/01/2024	-0,42625	-0,42068
28/02/2023	0,145524	0,15064	25/01/2024	0,100008	0,10516
:	:	:	26/01/2024	-1,15957	-1,15341
01/12/2023	-0,9764	-0,97039	29/01/2024	-0,24657	-0,24114
04/12/2023	0,286267	0,291272	30/01/2024	0,732941	0,737591
05/12/2023	0,442744	0,447624	31/01/2024	0,274014	0,279028
06/12/2023	-0,59603	-0,59033	01/02/2024	0,178907	0,183997
07/12/2023	0,438506	0,443389	02/02/2024	0,437467	0,442351
08/12/2023	1,875571	1,879312	05/02/2024	-1,48053	-1,47412
11/12/2023	-2,26067	-2,25364	06/02/2024	0,482142	0,486991
12/12/2023	0,482603	0,487451	07/02/2024	-0,89464	-0,8887
13/12/2023	-1,05491	-1,04884	12/02/2024	0,75912	0,763749
14/12/2023	1,262499	1,266727	13/02/2024	-2,367	-2,35988
15/12/2023	-0,10383	-0,09852	15/02/2024	1,322734	1,326914
18/12/2023	-0,73856	-0,73274	16/02/2024	0,027466	0,032676
19/12/2023	0,931959	0,93645	19/02/2024	-0,39821	-0,39266
20/12/2023	0,917617	0,922119	20/02/2024	0,104978	0,110127
21/12/2023	-0,22818	-0,22277	21/02/2024	-0,18851	-0,18313
22/12/2023	0,254434	0,259464	22/02/2024	0,806635	0,811226
26/12/2023	0,081729	0,086897	23/02/2024	-0,71444	-0,70864

26/02/2024	-0,40864	-0,40309	11/09/2024	-0,76219	-0,75636
27/02/2024	-0,22213	-0,21672	12/09/2024	1,958665	1,96234
28/02/2024	-0,0339	-0,02865	13/09/2024	-0,00595	-0,00072
29/02/2024	0,478571	0,483423	17/09/2024	0,868195	0,872736
⋮	⋮	⋮	18/09/2024	-0,17506	-0,16968
30/08/2024	0,374408	0,379343	19/09/2024	1,263501	1,267729
02/09/2024	0,502543	0,507375	20/09/2024	-1,92812	-1,92136
03/09/2024	-1,4404	-1,43402	23/09/2024	1,516633	1,520659
04/09/2024	0,054717	0,059906	24/09/2024	-0,30851	-0,30304
05/09/2024	0,2303	0,235349	25/09/2024	1,180167	1,184461
06/09/2024	0,132935	0,138062	26/09/2024	0,912512	0,917019
09/09/2024	-0,57372	-0,56803	27/09/2024	-0,78883	-0,78297
10/09/2024	0,35669	0,361639	30/09/2024	-2,45151	-2,44433

Lampiran 6. Tabel Interval Konfidensi Tingkat Kepercayaan 90%, 95%, dan 99% Pendekatan Metode *Bootstrap* Persentil $B=2000$ kali Prediksi Harga Saham ISSI Periode 01 Oktober - 30 Desember 2024.

Periode	Aktual	Prediksi	Interval Konfidensi					
			90%		95%		99%	
			BB	BA	BB	BA	BB	BA
01/10/24	230,1	227,42	226,54	226,94	226,48	227,00	226,37	227,15
02/10/24	227,66	227,85	226,53	227,13	226,43	227,21	226,22	227,46
03/10/24	226,58	227,60	226,58	227,30	226,43	227,39	226,17	227,71
04/10/24	224,83	227,58	226,59	227,48	226,46	227,59	226,05	227,97
07/10/24	226,7	227,87	226,65	227,66	226,49	227,77	225,91	228,10
08/10/24	226,8	228,02	226,66	227,86	226,49	227,99	225,81	228,35
09/10/24	225,25	228,03	226,68	228,03	226,51	228,17	225,77	228,56
10/10/24	224,51	228,13	226,68	228,20	226,49	228,37	225,69	228,80
11/10/24	226,52	228,28	226,72	228,38	226,47	228,65	225,71	229,00
14/10/24	227,64	228,39	226,73	228,57	226,50	228,83	225,69	229,29
15/10/24	229,82	228,47	226,73	228,75	226,49	229,03	225,63	229,56
16/10/24	231,2	228,58	226,76	228,92	226,50	229,22	225,51	229,82
17/10/24	232,89	228,70	226,80	229,11	226,50	229,42	225,44	230,09
18/10/24	234,02	228,80	226,81	229,30	226,51	229,64	225,36	230,30
21/10/24	234,76	228,91	226,87	229,48	226,51	229,85	225,37	230,52
22/10/24	235,92	229,01	226,86	229,68	226,51	230,06	225,41	230,77
23/10/24	235,18	229,12	226,91	229,86	226,52	230,24	225,37	231,04
24/10/24	232,68	229,23	226,92	230,03	226,50	230,45	225,33	231,28
25/10/24	231,86	229,34	226,91	230,21	226,49	230,63	225,29	231,54
28/10/24	231,5	229,44	226,94	230,39	226,50	230,90	225,25	231,80
29/10/24	231,17	229,55	226,93	230,57	226,51	231,07	225,22	232,06
30/10/24	230,54	229,66	226,97	230,76	226,49	231,29	225,18	232,24
31/10/24	230,79	229,77	227,00	230,95	226,49	231,46	225,15	232,46
01/11/24	228,21	229,87	227,02	231,15	226,51	231,62	225,13	232,67
04/11/24	226,62	229,98	227,02	231,31	226,51	231,83	225,10	232,95
05/11/24	226,22	230,09	227,02	231,51	226,50	232,03	225,07	233,16
06/11/24	224,36	230,20	227,07	231,69	226,49	232,27	225,05	233,41
07/11/24	220,01	230,30	227,08	231,87	226,50	232,46	225,02	233,66
08/11/24	221,87	230,41	227,11	232,04	226,49	232,63	225,00	233,91
11/11/24	220,27	230,52	227,14	232,23	226,52	232,87	224,98	234,16
12/11/24	222,2	230,63	227,16	232,42	226,50	233,08	224,94	234,41

13/11/24	221,22	230,73	227,18	232,59	226,51	233,27	224,92	234,71
14/11/24	218,18	230,84	227,19	232,78	226,50	233,48	224,87	234,94
15/11/24	216,36	230,95	227,22	232,97	226,50	233,65	224,80	235,15
18/11/24	217,02	231,06	227,23	233,15	226,49	233,90	224,77	235,40
19/11/24	220,24	231,17	227,24	233,33	226,49	234,11	224,71	235,73
20/11/24	219,36	231,27	227,26	233,52	226,46	234,29	224,66	236,03
21/11/24	219,81	231,38	227,29	233,71	226,47	234,49	224,59	236,15
22/11/24	220,55	231,49	227,32	233,92	226,47	234,73	224,56	236,40
25/11/24	222,95	231,60	227,31	234,10	226,47	234,91	224,51	236,76
26/11/24	222,03	231,71	227,36	234,28	226,47	235,13	224,41	237,06
28/11/24	219,68	231,81	227,38	234,46	226,47	235,29	224,40	237,14
29/11/24	217,45	231,92	227,41	234,68	226,47	235,51	224,35	237,39
02/12/24	216,68	232,03	227,42	234,88	226,47	235,70	224,28	237,78
03/12/24	220,27	232,14	227,44	235,02	226,46	235,94	224,24	238,05
04/12/24	223,34	232,25	227,47	235,25	226,46	236,12	224,19	238,13
05/12/24	223,86	232,36	227,49	235,41	226,50	236,34	224,14	238,38
06/12/24	224,59	232,47	227,51	235,62	226,49	236,53	224,04	238,83
09/12/24	225,94	232,57	227,53	235,77	226,49	236,76	224,04	239,07
10/12/24	226,58	232,68	227,53	235,96	226,47	236,94	223,98	239,13
11/12/24	227,84	232,79	227,56	236,16	226,46	237,13	223,88	239,42
12/12/24	226,83	232,90	227,58	236,38	226,48	237,34	223,88	239,86
13/12/24	225,03	233,01	227,59	236,53	226,48	237,56	223,83	240,09
16/12/24	221,55	233,12	227,61	236,72	226,47	237,75	223,76	240,16
17/12/24	218,36	233,23	227,64	236,92	226,47	237,94	223,68	240,46
18/12/24	216,36	233,34	227,66	237,11	226,47	238,15	223,67	240,90
19/12/24	212,52	233,45	227,67	237,29	226,46	238,38	223,62	241,10
20/12/24	212,33	233,55	227,69	237,50	226,46	238,57	223,50	241,19
23/12/24	214,44	233,66	227,72	237,69	226,45	238,80	223,52	241,51
24/12/24	214,71	233,77	227,73	237,89	226,45	238,98	223,46	241,94
27/12/24	213,86	233,88	227,75	238,07	226,45	239,22	223,36	242,13
30/12/24	215,65	233,99	227,77	238,24	226,44	239,42	223,33	242,22

Lampiran 7. Tabel Interval Konfidensi Tingkat Kepercayaan 90%, 95%, dan 99% Pendekatan Metode *Bootstrap* Persentil $B=2000$ kali Prediksi Harga Saham ISSI 80 Hari Ke Depan (Periode 02 Januari – 23 April 2025).

Periode	Prediksi	Interval Konfidensi					
		90%		95%		99%	
		BB	BA	BB	BA	BB	BA
1	215,813083	215,49	215,97	215,43	216,02	215,35	216,20
2	215,730263	215,45	216,17	215,35	216,25	215,16	216,44
3	215,773333	215,48	216,32	215,34	216,44	215,02	216,81
4	215,956591	215,52	216,48	215,36	216,63	214,87	216,95
5	216,079939	215,51	216,64	215,39	216,80	214,71	217,17
6	216,124072	215,54	216,80	215,39	216,98	214,57	217,42
7	216,196123	215,54	216,96	215,37	217,21	214,43	217,72
8	216,312665	215,54	217,13	215,37	217,36	214,33	217,98
9	216,416729	215,56	217,29	215,36	217,53	214,28	218,26
10	216,496073	215,56	217,46	215,35	217,69	214,42	218,49
11	216,580804	215,56	217,61	215,34	217,88	214,32	218,75
12	216,679269	215,57	217,79	215,31	218,06	214,20	219,00
13	216,775668	215,58	217,93	215,32	218,24	214,07	219,26
14	216,864581	215,57	218,13	215,31	218,43	214,04	219,48
15	216,954238	215,61	218,27	215,30	218,63	213,97	219,74
16	217,048044	215,63	218,45	215,32	218,82	213,89	219,91
17	217,141744	215,61	218,64	215,31	219,02	213,82	220,22
18	217,233253	215,63	218,81	215,31	219,20	213,72	220,39
19	217,324751	215,64	218,95	215,28	219,42	213,66	220,67
20	217,417492	215,65	219,14	215,26	219,57	213,62	220,87
21	217,510368	215,65	219,30	215,22	219,79	213,56	221,09
22	217,602639	215,66	219,47	215,22	220,00	213,50	221,29
23	217,694859	215,66	219,65	215,19	220,16	213,45	221,54
24	217,787463	215,67	219,85	215,20	220,30	213,40	221,73
25	217,880174	215,67	219,99	215,18	220,49	213,35	221,96
26	217,972742	215,69	220,16	215,18	220,69	213,30	222,16
27	218,065302	215,68	220,33	215,18	220,88	213,26	222,43
28	218,157998	215,69	220,51	215,15	221,10	213,22	222,65
29	218,250763	215,70	220,67	215,14	221,30	213,18	222,83
30	218,343519	215,70	220,86	215,15	221,44	213,15	223,03
31	218,436294	215,71	221,01	215,13	221,66	213,12	223,37

32	218,529134	215,70	221,19	215,10	221,84	213,09	223,62
33	218,622026	215,70	221,36	215,12	222,05	213,06	223,80
34	218,714944	215,70	221,55	215,11	222,22	213,03	224,05
35	218,807895	215,73	221,71	215,10	222,43	213,01	224,27
36	218,900891	215,72	221,89	215,08	222,59	212,98	224,48
37	218,993932	215,72	222,04	215,10	222,83	212,97	224,70
38	219,087008	215,72	222,24	215,07	223,01	212,95	224,93
39	219,180122	215,78	222,38	215,02	223,22	212,92	225,13
40	219,273277	215,73	222,52	215,05	223,37	212,79	225,35
41	219,366473	215,74	222,69	215,01	223,62	212,77	225,59
42	219,459707	215,79	222,89	215,02	223,72	212,81	225,84
43	219,552981	215,81	223,05	215,02	223,92	212,79	226,07
44	219,646294	215,80	223,22	215,04	224,13	212,64	226,25
45	219,739648	215,83	223,39	215,00	224,34	212,47	226,42
46	219,833041	215,83	223,56	214,99	224,52	212,37	226,63
47	219,926474	215,81	223,74	215,01	224,76	212,39	226,84
48	220,019946	215,81	223,93	214,97	224,99	212,42	227,05
49	220,113458	215,84	224,09	214,96	225,19	212,35	227,29
50	220,20701	215,82	224,25	214,95	225,35	212,18	227,51
51	220,300602	215,83	224,45	214,95	225,58	212,02	227,74
52	220,394234	215,83	224,62	214,93	225,71	211,98	228,03
53	220,487905	215,85	224,79	214,92	225,97	212,01	228,23
54	220,581616	215,85	224,96	214,91	226,09	212,01	228,48
55	220,675367	215,88	225,15	214,89	226,36	211,90	228,76
56	220,769158	215,88	225,30	214,85	226,52	211,72	228,97
57	220,862988	215,91	225,51	214,84	226,74	211,60	229,18
58	220,956859	215,92	225,68	214,83	226,94	211,59	229,37
59	221,050769	215,93	225,83	214,83	227,15	211,63	229,56
60	221,144719	215,93	226,04	214,81	227,25	211,59	229,79
61	221,23871	215,95	226,22	214,80	227,47	211,44	230,04
62	221,33274	215,95	226,40	214,78	227,70	211,27	230,27
63	221,42681	215,93	226,54	214,77	227,92	211,19	230,50
64	221,52092	215,95	226,74	214,75	228,15	211,22	230,77
65	221,61507	215,97	226,92	214,74	228,33	211,23	231,02
66	221,70926	215,97	227,09	214,72	228,50	211,15	231,24
67	221,803491	215,98	227,28	214,71	228,79	210,98	231,48
68	221,897761	216,01	227,46	214,69	228,96	210,83	231,69
69	221,992071	216,01	227,62	214,68	229,08	210,80	231,91
70	222,086421	215,98	227,82	214,66	229,22	210,84	232,18

71	222,180812	216,01	227,97	214,65	229,43	210,82	232,45
72	222,275243	216,04	228,14	214,63	229,61	210,70	232,72
73	222,369713	215,99	228,32	214,62	229,83	210,52	232,96
74	222,464224	216,03	228,50	214,60	230,02	210,42	233,20
75	222,558775	216,04	228,71	214,59	230,24	210,42	233,46
76	222,653366	216,04	228,86	214,57	230,44	210,45	233,68
77	222,747998	216,04	229,03	214,56	230,66	210,40	233,86
78	222,84267	216,06	229,21	214,54	230,85	210,24	234,03
79	222,937381	216,06	229,40	214,53	231,05	210,08	234,26
80	223,032134	216,05	229,58	214,50	231,25	210,02	234,51

Lampiran 8. Hasil Uji Statistik Deskriptif, Uji Stasioneritas, dan Identifikasi Model

```

> #ISSI 2020-2024 (september)
> library(tseries)
> library(forecast)
> library(ggplot2)
> library(openxlsx)
> data_iss12=ISSI_2020_2024
> #mengubah data menjadi data time series
> data_iss12$date <- as.Date(data_iss12$date,format = "%Y-%m-%d")
> tsdata_iss12 <- ts(data_iss12$close)
> #cek missing value dan CLEAN DATA Nan jika ada
> anyNA(tsdata_iss12)
[1] FALSE
> #statistik deskriptif
> plot(tsdata_iss12, main="Plot Nilai Harga Saham Penutupan Indeks Saham Syariah ", xlab="Periode", ylab="Harga Penutupan", col="blue")
> ggplot(data_iss12, aes(x=date, y=close))+geom_line(color="blue")+labs(title="Plot Nilai Harga Saham Penutupan Indeks Saham Syariah", x="Periode",
y="Harga Saham Penutupan")+theme_bw()+scale_x_date(breaks = "1 month", labels = scales::date_format("%b %y"))+theme(axis.text.x = element_text(size
=10, angle=90, hjust=-1))+theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5, face = "bold", size = 14))
> summary(tsdata_iss12) #Ringkasan statistik data
      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.   Max.
116.0   175.8   199.9   191.0   209.9   232.9
> mean(tsdata_iss12, na.rm = TRUE)#rata-rata data harga saham
[1] 190.996
> median(tsdata_iss12)#median data harga saham
[1] 199.9
> sd(tsdata_iss12, na.rm = TRUE)#standar deviasi data harga saham
[1] 23.91872
> min(tsdata_iss12, na.rm = TRUE)#nilai minimum data harga saham
[1] 115.95
> max(tsdata_iss12, na.rm = TRUE)#nilai maksimum data harga saham
[1] 232.92
> #Cek stasioneritas untuk data harga saham penutupan
> adf.test(tsdata_iss12)#adf test

Augmented Dickey-Fuller Test

data: tsdata_iss12
Dickey-Fuller = -3.5954, Lag order = 10, p-value = 0.03312
alternative hypothesis: stationary

> acf(tsdata_iss12, main="Plot ACF data Harga Saham Penutupan ISSI", col="blue") #meluruh secara perlahan itu tidak stasioner
> pacf(tsdata_iss12, main="Plot PACF data Harga Saham Penutupan ISSI") #meluruh secara cepat menuju nol itu tidak stasioner
> png("Plot ACF Harga Saham ISSI.png", units = "in", width = 7.5, height = 3.8, res=600)
> plot(acf(tsdata_iss12), col = "blue", lwd = 1, main="Plot ACF data Harga Saham Penutupan ISSI") # warna batang ACF
> abline(h = c(-1.96/sqrt(length(tsdata_iss12)), 1.96/sqrt(length(tsdata_iss12))), col = "red", lty = 2) # warna garis signifikansi
> #mengubah data harga menjadi return harga saham penutupan harian agar stasioner
> ts_data_iss12 <- diff(log(tsdata_iss12))
> plot(ts_data_iss12, main="Plot Return Harga Saham ISSI", xlab="Periode", ylab="Return", col="blue")
> #Cek Kestasioneritasan kembali pada data hasil transformasi
> adf.test(ts_data_iss12) #uji stasioneritas dari in sampel

Augmented Dickey-Fuller Test

data: ts_data_iss12
Dickey-Fuller = -10.53, Lag order = 10, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

warning message:
In adf.test(ts_data_iss12) : p-value smaller than printed p-value
> #Rahap Identifikasi Model
> acf(ts_data_iss12, main="Plot ACF Data Return Saham ISSI") #mengidentifikasi model juga dari sini
> pacf(ts_data_iss12, main="Plot PACF Data Return Saham ISSI")
> plot(acf(ts_data_iss12), col = "blue", lwd = 1, main="Plot ACF Data Return Saham ISSI") # warna batang ACF
> abline(h = c(-1.96/sqrt(length(ts_data_iss12)), 1.96/sqrt(length(ts_data_iss12))), col = "red", lty = 2) # warna garis signifikansi
> plot(pacf(ts_data_iss12), col = "blue", lwd = 1, main="Plot PACF Data Return Saham ISSI") # warna batang ACF
> abline(h = c(-1.96/sqrt(length(ts_data_iss12)), 1.96/sqrt(length(ts_data_iss12))), col = "red", lty = 2) # warna garis signifikansi
> #Identifikasi Model dengan EACF dan BIC
> library(TSA)
> eacf(ts_data_iss12)
AR/MA
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13
0 0 x x 0 0 0 0 0 x 0 0 0 0 0
1 x 0 x x 0 0 0 0 x 0 0 0 0 0
2 x x x 0 0 0 0 x 0 0 0 0 0
3 x x x 0 0 0 0 x 0 0 0 0 0
4 x x x 0 0 0 0 x 0 0 0 0 0
5 x x x 0 0 0 0 x 0 0 0 0 0
6 x x x v v v n n n n n n n
7 x x x x x x x 0 0 0 0 0 0
> ggplot(bic_df, aes(x=as.factor(p), y=as.factor(q), fill = BIC))+geom_tile()+scale_fill_gradient(low="blue", high="red")+
labs(title = "BIC kombinasi ARMA(p,q)", x="p (AR)", y="q (MA)", fill="BIC")+theme_minimal()
> #HEATMAP BIC
> res_iss12 <- arimasubsets(y=ts_data_iss12, nar = 9, nma = 9, y.name = "test", ar.method = "ols")
> plot(res_iss12)

```

Lampiran 9. Hasil Estimasi Parameter Kandidat Model ARMA(p,q)

```
> #Estimasi Parameter Model Terpilih
> arma2_2_model12 <- arima(ts_data_iss12, order = c(2,0,2)) #arma(2,2)
> summary(arma2_2_model12)

call:
arima(x = ts_data_iss12, order = c(2, 0, 2))

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2  intercept
s.e. -1.3532 -0.7528  1.3727  0.7053      2e-04
      0.1151  0.0984  0.1240  0.1136      3e-04

sigma^2 estimated as 0.0001006:  log likelihood = 3657.24,  aic = -7304.47

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE MPE MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.001353318 0.006520723 0.005301751 NaN  Inf  0.0106035 -0.6335152
> arma3_3_model12 <- arima(ts_data_iss12, order = c(3,0,3)) #arma(3,3)
> summary(arma3_3_model12)

call:
arima(x = ts_data_iss12, order = c(3, 0, 3))

Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ma1      ma2      ma3  intercept
s.e.  0.3548  0.0872 -0.0406 -0.3668 -0.1575  0.2171      2e-04
      0.1942  0.1322  0.1450  0.1906  0.1277  0.1417      3e-04

sigma^2 estimated as 9.987e-05:  log likelihood = 3661.65,  aic = -7309.31

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE MPE MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.001202666 0.006469529 0.00508018 NaN  Inf  0.01016036 -0.5551467
> arma2_3_model12 <- arima(ts_data_iss12, order = c(2,0,3)) #arma(2,3)
> summary(arma2_3_model12)

call:
arima(x = ts_data_iss12, order = c(2, 0, 3))

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2      ma3  intercept
s.e.  0.3161  0.0793 -0.3285 -0.1499  0.1773      2e-04
      0.1651  0.1290  0.1629  0.1254  0.0297      3e-04

sigma^2 estimated as 9.988e-05:  log likelihood = 3661.62,  aic = -7311.25

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE MPE MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.001201733 0.006480974 0.005087501 NaN  Inf  0.010175 -0.556922
> arma0_3_model12 <- arima(ts_data_iss12, order = c(0,0,3)) #arma(0,3)
> summary(arma0_3_model12)

call:
arima(x = ts_data_iss12, order = c(0, 0, 3))

Coefficients:
      ma1      ma2      ma3  intercept
s.e. -0.0160 -0.0738  0.1494      2e-04
      0.0295  0.0279  0.0282      3e-04

sigma^2 estimated as 0.0001001:  log likelihood = 3660.13,  aic = -7312.27

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE MPE MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.001271446 0.006452807 0.005030859 NaN  Inf  0.01006172 -0.5714555
> arma4_4_model12 <- arima(ts_data_iss12, order = c(4,0,4)) #arma(4,4)
> summary(arma4_4_model12)

call:
arima(x = ts_data_iss12, order = c(4, 0, 4))

Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ar4      ma1      ma2      ma3      ma4  intercept
s.e.  0.1103  0.5653  0.0498 -0.5810 -0.1097 -0.6366  0.0914  0.6208      2e-04
      0.1430  0.1163  0.1048  0.0987  0.1458  0.1177  0.0982  0.0949      3e-04

sigma^2 estimated as 9.892e-05:  log likelihood = 3667.1,  aic = -7316.2

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE MPE MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.001210736 0.006545678 0.005322471 NaN  Inf  0.01064494 -0.5867842
```



```

> arma2_4_model12 <- arima(ts_data_iss12, order = c(1,0,4))#arma(1,4)
> summary(arma2_4_model12)

call:
arima(x = ts_data_iss12, order = c(1, 0, 4))

Coefficients:
      ar1      ma1      ma2      ma3      ma4  intercept
 0.4857 -0.4976 -0.0702  0.1893 -0.0283      2e-04
s.e.  0.2530  0.2544  0.0332  0.0373  0.0526      3e-04

sigma^2 estimated as 9.989e-05:  log likelihood = 3661.57,  aic = -7311.14

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE  MPE  MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.001204757 0.006491854 0.005103786 NaN  Inf  0.01020757 -0.5573163
> arma3_2_model12 <- arima(ts_data_iss12, order = c(3,0,2))#arma(3,2)
> summary(arma3_2_model12)

call:
arima(x = ts_data_iss12, order = c(3, 0, 2))

Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ma1      ma2  intercept
 0.1539  0.0951  0.1646 -0.1631 -0.1634      2e-04
s.e.  0.1751  0.1443  0.0300  0.1777  0.1438      3e-04

sigma^2 estimated as 1e-04:  log likelihood = 3660.71,  aic = -7309.41

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE  MPE  MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.001206138 0.006498311 0.005112337 NaN  Inf  0.01022467 -0.5716404
> arma3_0_model12 <- arima(ts_data_iss12, order = c(3,0,0))#arma(3,0)
> summary(arma3_0_model12)

call:
arima(x = ts_data_iss12, order = c(3, 0, 0))

Coefficients:
      ar1      ar2      ar3  intercept
-0.0066 -0.0675  0.1466      2e-04
s.e.  0.0292  0.0292  0.0292      3e-04

sigma^2 estimated as 0.0001003:  log likelihood = 3659.48,  aic = -7310.95

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE  MPE  MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.00125921 0.006509706 0.005112688 NaN  Inf  0.01022538 -0.5804726

```

Lampiran 10. Uji Normalitas dengan *Shapiro Wilks Test*, Uji Autokorelasi *L-Jung Box Test* dan Uji Unsur ARCH

```
> #diagnosis model ARMA (2,0,2) sebagai model terbaik
> residual2 <- residuals(summary(arma2_2_model2))
> plot(residual2,main = "Plot Residual model ARMA (2,0,2)", ylab = "residual",col="blue")
> #uji normalitas dengan histogram dan QQ-plot dari residual
> hist(residual2,breaks = 20, main="Histogram of Residuals",xlab = "Residuals",border = "black")
> lines(density(residual2), col = "blue", lwd = 2)
> qqnorm(residual2,main = "Normal QQ-Plot of Residuals")
> qqline(residual2,col="red")
> #normalitas dengan shapiro wilks jarque bera
> shapiro.test(residual2)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  residual2
W = 0.91948, p-value < 2.2e-16

> jarque.bera.test(residual2)

      Jarque Bera Test

data:  residual2
X-squared = 2680.9, df = 2, p-value < 2.2e-16

> #memeriksa apa residual ada autokorelasi; p-value> alfa maka tidak terdapat autokorelasi
> Box.test(residual2,type = "Ljung-Box")

      Box-Ljung test

data:  residual2
X-squared = 0.37831, df = 1, p-value = 0.5385
> # H0: tidak ada unsur ARCH; H0 ditolak p-value<alfa
> #test efek arch
> library(FINTS)#opsional
> arch_test2 <- ArchTest(residual2)
> print(arch_test2)

      ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects

data:  residual2
Chi-squared = 406.97, df = 12, p-value < 2.2e-16

> #pendugaan model garch
> acf(galatkuadrat2,main="Plot ACF Galat Kuadrat Model ARMA (2,0,2)")
> pacf(galatkuadrat2,main="Plot PACF Galat Kuadrat Model ARMA (2,0,2)")
> plot(acf(galatkuadrat2 ), col = "blue", lwd = 1,main="Plot ACF Galat Kuadrat Model ARMA (2,0,2)") # warna batang ACF
> abline(h = c(-1.96/sqrt(length(galatkuadrat2)), 1.96/sqrt(length(galatkuadrat2))), col = "red",lty = 2) # warna garis signifikansi
> plot(pacf(galatkuadrat2 ), col = "blue", lwd = 1,main="Plot PACF Galat Kuadrat Model ARMA (2,0,2)") # warna batang ACF
> abline(h = c(-1.96/sqrt(length(galatkuadrat2)), 1.96/sqrt(length(galatkuadrat2))), col = "red",lty = 2) # warna garis signifikansi
```

Lampiran 11. Pembentukan dan Estimasi Parameter Kandidat Model GARCH(s,r)

```
> #pendugaan model garch
> acf(galatkuadrat2,main="Plot ACF Galat Kuadrat Model ARMA (2,0,2)")
> pacf(galatkuadrat2,main="Plot PACF Galat Kuadrat Model ARMA (2,0,2)")
> plot(acf(galatkuadrat2), col = "blue", lwd = 1,main="Plot ACF Galat Kuadrat Model ARMA (2,0,2)") # warna batang ACF
> abline(h = c(-1.96/sqrt(length(galatkuadrat2)), 1.96/sqrt(length(galatkuadrat2))), col = "red",lty = 2) # warna garis signifikansi
> plot(pacf(galatkuadrat2), col = "blue", lwd = 1,main="Plot PACF Galat Kuadrat Model ARMA (2,0,2)") # warna batang ACF
> abline(h = c(-1.96/sqrt(length(galatkuadrat2)), 1.96/sqrt(length(galatkuadrat2))), col = "red",lty = 2) # warna garis signifikansi
> library(rugarch)
> #Estimasi model GARCH(1,1)
> grch2_estim2 <- ugarchspec(variance.model = list(model="sgarch", garchorder=c(1,1)),mean.model=list(armaorder=c(2,2), include.mean = TRUE),distribution.model="std")
> grc1_fit2 <- ugarchfit(spec=grch2_estim2,data=ts_data1_iss12)
> grc1_fit2

-----
*
*          GARCH Model Fit          *
*-----*
Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sgarch(1,1)
Mean Model       : ARFIMA(2,0,2)
Distribution      : std

Optimal Parameters
-----
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu            0.000467  0.000190  2.454206 0.014120
ar1           -0.087427  0.270632 -0.323099 0.746658
ar2           -0.483564  0.184492 -2.621063 0.008766
ma1           -0.005841  0.279316 -0.020911 0.983317
ma2            0.395277  0.213351  1.852712 0.063924
omega          0.000005  0.000002  2.590185 0.009192
alpha1         0.129322  0.017368  7.445855 0.000000
beta1          0.813282  0.018426  44.138201 0.000000
shape         6.190479  0.921924  6.714737 0.000000

Robust standard errors:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu            0.000467  0.000198  2.35570 0.018488
ar1           -0.087427  0.314147 -0.27830 0.780781
ar2           -0.483564  0.199562 -2.42313 0.015388
ma1           -0.005841  0.323407 -0.01806 0.985591
ma2            0.395277  0.241853  1.63437 0.102181
omega          0.000005  0.000004  1.36919 0.170941
alpha1         0.129322  0.023791  5.43564 0.000000
beta1          0.813282  0.040348  20.15652 0.000000
shape         6.190479  1.434615  4.31508 0.000016

Loglikelihood : 3886.053

Information Criteria
-----
Akaikae      -6.7486
Bayes        -6.7090
Shibata      -6.7487
Hannan-Quinn -6.7336

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]              1.913  0.1666
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][11]  4.359  0.9986
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][19]  6.144  0.9647
d.o.f=4
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]              0.1068  0.7438
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]  0.3051  0.9832
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]  1.3052  0.9699
d.o.f=2

> #Estimasi model GARCH(1,2)
> grch2_estim2 <- ugarchspec(variance.model = list(model="sgarch", garchorder=c(1,2)),mean.model=list(armaorder=c(2,2), include.mean = TRUE),distribution.model="std")
> grc2_fit2 <- ugarchfit(spec=grch2_estim2,data=ts_data1_iss12)
> grc2_fit2

-----
*
*          GARCH Model Fit          *
*-----*
Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sgarch(1,2)
Mean Model       : ARFIMA(2,0,2)
Distribution      : std

Optimal Parameters
-----
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu            0.000467  0.000190  2.454158 0.014121
ar1           -0.087490  0.270785 -0.323099 0.746621
ar2           -0.483717  0.184419 -2.622922 0.008718
ma1           -0.005771  0.279486 -0.020647 0.983527
ma2            0.395428  0.212273  1.854097 0.063728
omega          0.000005  0.000001  4.019514 0.000058
alpha1         0.129335  0.017787  7.271278 0.000000
beta1          0.813270  0.171554  4.740609 0.000002
beta2          0.000013  0.152070  0.000084 0.999933
shape         6.190103  1.035014  5.980692 0.000000
```

Robust Standard Errors:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.000467	0.000198	2.355213	0.018512
ar1	-0.087490	0.314508	-0.278181	0.780873
ar2	-0.483717	0.199533	-2.424246	0.015340
ma1	-0.005771	0.323644	-0.017830	0.985775
ma2	0.395428	0.241802	1.635339	0.101978
omega	0.000005	0.000002	2.877397	0.004010
alpha1	0.129335	0.022407	5.772067	0.000000
beta1	0.813270	0.222350	3.657618	0.000255
beta2	0.000013	0.231219	0.000055	0.999956
shape	6.190103	1.088880	5.684835	0.000000

LogLikelihood : 3886.053

Information Criteria

Akaike	-6.7468
Bayes	-6.7029
Shibata	-6.7470
Hannan-Quinn	-6.7302

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals

	statistic	p-value
Lag[1]	1.912	0.1667
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][11]	4.357	0.9986
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][19]	6.143	0.9647

d.o.f=4
H0 : No serial correlation

```

> #Estimate model GARCH(2,1)
> grch3_estim2 <- ugarchspec(variance.model = list(model="SGARCH",garchorder=c(2,1)),mean.model=list(armaOrder=c(2,2), include.mean = TRUE),distribution.model="std")
> grc3_fit2 <- ugarchfit(spec=grch3_estim2,data=ts_data_1ss12)
> grc3_fit2

```

```

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

```

Conditional Variance Dynamics

GARCH Model	: SGARCH(2,1)
Mean Model	: ARFIMA(2,0,2)
Distribution	: std

Optimal Parameters

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.000466	0.000191	2.445822	0.014452
ar1	-0.083817	0.272698	-0.307362	0.758568
ar2	-0.483929	0.184464	-2.623425	0.008705
ma1	-0.009595	0.281433	-0.034095	0.972801
ma2	0.395810	0.213564	1.853352	0.063832
omega	0.000005	0.000002	2.843041	0.004469
alpha1	0.123868	0.048399	2.559303	0.010488
alpha2	0.008162	0.048911	0.166875	0.867469
beta1	0.809027	0.021005	38.516807	0.000000
shape	6.189144	0.928718	6.664181	0.000000

Robust Standard Errors:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.000466	0.000199	2.33662	0.019459
ar1	-0.083817	0.314128	-0.26682	0.789605
ar2	-0.483929	0.198895	-2.43309	0.014971
ma1	-0.009595	0.323619	-0.02965	0.976346
ma2	0.395810	0.241424	1.63948	0.101113
omega	0.000005	0.000003	1.56377	0.117872
alpha1	0.123868	0.054891	2.25664	0.024031
alpha2	0.008162	0.051675	0.15795	0.874495
beta1	0.809027	0.038583	20.96823	0.000000
shape	6.189144	1.394750	4.43746	0.000009

LogLikelihood : 3886.066

Information Criteria

Akaike	-6.7469
Bayes	-6.7029
Shibata	-6.7470
Hannan-Quinn	-6.7303

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals

	statistic	p-value
Lag[1]	1.932	0.1646
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][11]	4.355	0.9986
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][19]	6.138	0.9649

d.o.f=4
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals

	statistic	p-value
Lag[1]	0.1655	0.6841
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][8]	0.9642	0.9765
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][14]	3.1420	0.9474

d.o.f=3

Lampiran 12. Prediksi Harga Saham Syariah dari Data *Testing*

```

> #PREDIKSI
> predksi2 <- ugarchforecast(grc1_fit2,n,ahead = 62,method=c("Partial","Full"))[1]
> predict_return2 <- as.numeric(predksi2$forecast$seriesFor)
> print(predict_return2)
[1] 3.473193e-03 1.902686e-03 -1.111850e-03 -8.885665e-05 1.279427e-03 6.651188e-04 5.717341e-05 4.073817e-04 6.707444e-04
[10] 4.783712e-04 3.678371e-04 4.705256e-04 5.149881e-04 4.614536e-04 4.446295e-04 4.719926e-04 4.777358e-04 4.640019e-04
[19] 4.624254e-04 4.692045e-04 4.693741e-04 4.660812e-04 4.662870e-04 4.678614e-04 4.676242e-04 4.668836e-04 4.670631e-04
[28] 4.674055e-04 4.672888e-04 4.671334e-04 4.672034e-04 4.672724e-04 4.672326e-04 4.672027e-04 4.672246e-04 4.672371e-04
[37] 4.672254e-04 4.672204e-04 4.672265e-04 4.672284e-04 4.672253e-04 4.672246e-04 4.672262e-04 4.672264e-04 4.672256e-04
[46] 4.672256e-04 4.672256e-04 4.672256e-04 4.672256e-04 4.672256e-04 4.672256e-04 4.672256e-04 4.672256e-04 4.672256e-04
[55] 4.672258e-04 4.672258e-04 4.672258e-04 4.672258e-04 4.672258e-04 4.672258e-04 4.672258e-04 4.672258e-04 4.672258e-04
> last_price2 <- data_iss12$close[nrow(data_iss12)]#harga terakhir data training
> #rekonstruksi harga saham dari prediksi return
> predict_price2 <- numeric(length(predict_return2)+1)
> predict_price2[1] <- last_price2
> for(i in 1:length(predict_return2)){
+   predict_price2[i+1] <- predict_price2[i]*exp(predict_return2[i])*kalo yg log: predict_price[i]*exp(predict_return)
+ }
+ }
> print(predict_price2)
[1] 226.6300 227.4185 227.8516 227.5984 227.5782 227.8696 228.0212 228.0342 228.1271 228.2802 228.3894 228.4734 228.5810 228.6987
[15] 228.8043 228.9060 229.0141 229.1235 229.2299 229.3359 229.4435 229.5512 229.6583 229.7654 229.8729 229.9804 230.0878 230.1953
[29] 230.3029 230.4106 230.5182 230.6259 230.7337 230.8416 230.9494 231.0574 231.1654 231.2734 231.3815 231.4896 231.5978 231.7060
[43] 231.8143 231.9226 232.0310 232.1395 232.2480 232.3565 232.4651 232.5737 232.6824 232.7911 232.8999 233.0088 233.1177 233.2266
[57] 233.3356 233.4447 233.5538 233.6629 233.7721 233.8814 233.9907
> #membandingkan return prediksi dengan return aktual data
> #input data testing
> actual_value_2 <- ISII_2020_2024$close
> predict_value_2 <- predict_price2[2:63]
> comparison_2 <- data.frame(Date=ISII_2020_2024$Date,Actual=actual_value_2,Predicted=predict_value_2)
> print(comparison_2)
  Date Actual Predicted
1 2024-10-01 230.10 227.4185
2 2024-10-02 227.66 227.8516
3 2024-10-03 226.58 227.5984
4 2024-10-04 224.83 227.5782
5 2024-10-07 226.70 227.8696
6 2024-10-08 226.80 228.0212
7 2024-10-09 225.25 228.0342
8 2024-10-10 224.51 228.1271
9 2024-10-11 226.52 228.2802
10 2024-10-14 227.64 228.3894
11 2024-10-15 229.82 228.4734
12 2024-10-16 231.20 228.5810
13 2024-10-17 232.89 228.6987
14 2024-10-18 234.02 228.8043
15 2024-10-21 234.76 228.9060
16 2024-10-22 235.92 229.0141
17 2024-10-23 235.18 229.1235
18 2024-10-24 232.68 229.2299
19 2024-10-25 231.86 229.3359
20 2024-10-28 231.50 229.4435
21 2024-10-29 231.17 229.5512
22 2024-10-30 230.54 229.6583
23 2024-10-31 230.79 229.7654
24 2024-11-01 228.21 229.8729
25 2024-11-04 226.62 229.9804
26 2024-11-05 226.22 230.0878
27 2024-11-06 224.36 230.1953
28 2024-11-07 220.01 230.3029
29 2024-11-08 221.87 230.4106
30 2024-11-11 220.27 230.5182
31 2024-11-12 222.20 230.6259
32 2024-11-13 221.22 230.7337
33 2024-11-14 218.18 230.8416
34 2024-11-15 216.36 230.9494
35 2024-11-18 217.02 231.0574
36 2024-11-19 220.24 231.1654
37 2024-11-20 219.36 231.2734
38 2024-11-21 219.81 231.3815
39 2024-11-22 220.55 231.4896
40 2024-11-23 222.95 231.5978
41 2024-11-26 222.03 231.7060
42 2024-11-28 219.68 231.8143
43 2024-11-29 217.45 231.9226
44 2024-12-02 216.68 232.0310
45 2024-12-03 220.27 232.1395
46 2024-12-04 223.34 232.2480
47 2024-12-05 223.86 232.3565
48 2024-12-06 224.59 232.4651
49 2024-12-09 225.94 232.5737
50 2024-12-10 226.58 232.6824
51 2024-12-11 227.84 232.7911
52 2024-12-12 226.83 232.8999
53 2024-12-13 225.03 233.0088
54 2024-12-16 221.55 233.1177
55 2024-12-17 218.36 233.2266
56 2024-12-18 216.36 233.3356
57 2024-12-19 212.52 233.4447
58 2024-12-20 212.33 233.5538
59 2024-12-23 214.44 233.6629
60 2024-12-24 214.71 233.7721
61 2024-12-27 213.86 233.8814
62 2024-12-30 215.65 233.9907
> #EVALUASI MODEL
> MAPE1_2 <- mean(abs((actual_value_2-predict_value_2)/actual_value_2))*100
> cat("MAPE : ",MAPE1_2, "%\n")
MAPE : 3.672814 %

```

Lampiran 13. Script *Bootstrap Resampling*

```
> #Langkah bootstrap resampling
> library(boot)
> ##menghitung residual model ARMA(2,2)
> residual_model <- residuals(arma2_2_model2, standardize = TRUE)
> library(xts)
> residual_model_xts <- as.xts(residual_model) #konversi bentuk data ke x.ts
> residualgarch <- residuals(grc1_fit2)
> ##mengestimasi Heteroskedastisitas
> sigma2 <- sigma(grc1_fit2)^2
> ##menghitung estimasi bias dan residual distandarisasi
> bias <- as.numeric(residual_model_xts/sqrt(sigma2))
> mean_hat <- mean(bias)
> var_hat <- var(bias)
> eta_tilde <- (bias-mean_hat)/sqrt(var_hat)
> output_bias <- data.frame(Bias=bias, bias_standarisasi=eta_tilde)
> #bootstrap residual
> set.seed(123)
> B <- 2000 #B=1000, 2000, atau 3000
> T <- length(ts_data_iss12)
> bootstrap_samples <- matrix(NA, nrow = T, ncol = B)
> for (b in 1:B){
+   eta_star <- sample(eta_tilde, size = T, replace = TRUE)
+   residual_star <- sqrt(sigma2)*eta_star
+   bootstrap_samples[, b] <- fitted(arma2_2_model2)+residual_star
+ }
> #Estimasi parameter ARMA-GARCH pada sampel bootstrap
> bootstrap_params <- list()
> #Langkah ini akan menghasilkan model ARMA-GARCH dari Bootstrap yaitu pada fit_bootstrap
> for (b in 1:B){
+   spec_bootstrap <- ugarchspec(variance.model = list(model="sgarch", garchorder=c(1,1)), mean.model = list(armaorder=c(2,2), include.me
an=TRUE), distribution.model = "std")
+   fit_bootstrap <- ugarchfit(spec = spec_bootstrap, data = bootstrap_samples[, b], solver = "hybrid")
+   bootstrap_params[[b]] <- coef(fit_bootstrap)
+ }
> #Estimasi parameter hasil bootstrap
> avg_bootstrap_params <- colMeans(do.call(rbind, bootstrap_params))
> avg_bootstrap_params
```

	mu	ar1	ar2	ma1	ma2	omega	alpha1	beta1	shape
	4.370389e-04	-2.482273e-02	-4.746542e-01	1.089073e-02	4.815375e-01	5.336471e-06	7.244025e-02	8.668047e-01	5.200168e+00

Lampiran 14. Hasil Konstruksi Interval Konfidensi *Bootstrap* dengan $B=2000$ kali Pada Model ARMA(2,2)-GARCH(1,1)

```
> #prediksi untuk data testing
> h <- 62
> #urutkan hasil bootstrap
> bootstrap_forecast <- matrix(NA, nrow = h, ncol = B)
> for (b in 1:B){
+   spec <- ugarchspec(variance.model = list(model="sGARCH", garchorder=c(1,1)), mean.model = list(armaorder=c(2,2), include
+     mean=TRUE), distribution.model = "std")
+   fit_bootstrap <- ugarchfit(spec = spec, bootstrap, data=bootstrap_samples[, b], solver = "hybrid")
+   if (!is.null(fit_bootstrap)){
+     forecast_bootstrap <- ugarchforecast(fit_bootstrap, n.ahead = h)
+     bootstrap_forecast[, b] <- as.numeric(forecast_bootstrap$seriesFor)
+   }
+ }
> lower_bound_90 <- apply(bootstrap_prices, 1, quantile, probs = alpha_90 / 2)
> upper_bound_90 <- apply(bootstrap_prices, 1, quantile, probs = 1 - alpha_90 / 2)
> # Interval kepercayaan 95%
> lower_bound_95 <- apply(bootstrap_prices, 1, quantile, probs = alpha_95 / 2)
> upper_bound_95 <- apply(bootstrap_prices, 1, quantile, probs = 1 - alpha_95 / 2)
> # Interval kepercayaan 99%
> lower_bound_99 <- apply(bootstrap_prices, 1, quantile, probs = alpha_99 / 2)
> upper_bound_99 <- apply(bootstrap_prices, 1, quantile, probs = 1 - alpha_99 / 2)
> actual_value_2 <- ISII_2020_2024$close
> # Lebar interval kepercayaan
> width_90 <- upper_bound_90 - lower_bound_90
> width_95 <- upper_bound_95 - lower_bound_95
> width_99 <- upper_bound_99 - lower_bound_99
> # Menghitung Mean dan Standard Deviation dari lebar interval
> mean_width_90 <- mean(width_90)
> sd_width_90 <- sd(width_90)
> mean_width_95 <- mean(width_95)
> sd_width_95 <- sd(width_95)
> mean_width_99 <- mean(width_99)
> sd_width_99 <- sd(width_99)
> # Output hasil
> cat("Lebar Interval Kepercayaan:\n")
Lebar Interval Kepercayaan:
> cat("90% CI -> Mean:", mean_width_90, ", SD:", sd_width_90, "\n")
90% CI -> Mean: 5.379571, SD: 2.981617
> cat("95% CI -> Mean:", mean_width_95, ", SD:", sd_width_95, "\n")
95% CI -> Mean: 6.700572, SD: 3.676518
> cat("99% CI -> Mean:", mean_width_99, ", SD:", sd_width_99, "\n")
99% CI -> Mean: 9.842884, SD: 5.280321
> #menampilkan hasil
> results <- data.frame(Date=ISII_2020_2024$Date, Actual=actual_value_2, Predicted = predict_value_2, Lower_Bound_90 = lower
+   _bound_90, Upper_Bound_90 = upper_bound_90, Lower_Bound_95=lower_bound_95, Upper_Bound_95=upper_bound_95, Lower_Bound_99=lo
+   wer_bound_99, Upper_Bound_99=upper_bound_99)
> print(results)
```

Date	Actual	Predicted	Lower_Bound_90	Upper_Bound_90	Lower_Bound_95	Upper_Bound_95	Lower_Bound_99	Upper_Bound_99
1 2024-10-01	230.1	227.42	226.54	226.94	226.48	227.00	226.37	227.15
2 2024-10-02	227.66	227.85	226.53	227.13	226.43	227.21	226.22	227.46
3 2024-10-03	226.58	227.60	226.58	227.30	226.43	227.39	226.17	227.71
4 2024-10-04	224.83	227.58	226.59	227.48	226.46	227.59	226.05	227.97
5 2024-10-07	226.7	227.87	226.65	227.66	226.49	227.77	225.91	228.10
6 2024-10-08	226.8	228.02	226.66	227.86	226.49	227.99	225.81	228.35
7 2024-10-09	225.25	228.03	226.68	228.03	226.51	228.17	225.77	228.56
8 2024-10-10	224.51	228.13	226.68	228.20	226.49	228.37	225.69	228.80
9 2024-10-11	226.52	228.28	226.72	228.38	226.47	228.65	225.71	229.00
10 2024-10-14	227.64	228.39	226.73	228.57	226.50	228.83	225.69	229.29
11 2024-10-15	229.82	228.47	226.73	228.75	226.49	229.03	225.63	229.56
12 2024-10-16	231.2	228.58	226.76	228.92	226.50	229.22	225.51	229.82
13 2024-10-17	232.89	228.70	226.80	229.11	226.50	229.42	225.44	230.09
14 2024-10-18	234.02	228.80	226.81	229.30	226.51	229.64	225.36	230.30
15 2024-10-21	234.76	228.91	226.87	229.48	226.51	229.85	225.37	230.52
16 2024-10-22	235.92	229.01	226.86	229.68	226.51	230.06	225.41	230.77
17 2024-10-23	235.18	229.12	226.91	229.86	226.52	230.24	225.37	231.04
18 2024-10-24	232.68	229.23	226.92	230.03	226.50	230.45	225.33	231.28
19 2024-10-25	231.86	229.34	226.91	230.21	226.49	230.63	225.29	231.54
20 2024-10-28	231.5	229.44	226.94	230.39	226.50	230.90	225.25	231.80
21 2024-10-29	231.17	229.55	226.93	230.57	226.51	231.07	225.22	232.06
22 2024-10-30	230.54	229.66	226.97	230.76	226.49	231.29	225.18	232.24
23 2024-10-31	230.79	229.77	227.00	230.95	226.49	231.46	225.15	232.46
24 2024-11-01	228.21	229.87	227.02	231.15	226.51	231.62	225.13	232.67
25 2024-11-04	226.62	229.98	227.02	231.31	226.51	231.83	225.10	232.95
26 2024-11-05	226.22	230.09	227.02	231.51	226.50	232.03	225.07	233.16
27 2024-11-06	224.36	230.20	227.07	231.69	226.49	232.27	225.05	233.41
28 2024-11-07	220.01	230.30	227.08	231.87	226.50	232.46	225.02	233.66

29 2024-11-08	221.87	230.41	227.11	232.04	226.49	232.63	225.00	233.91
30 2024-11-11	220.27	230.52	227.14	232.23	226.52	232.87	224.98	234.16
31 2024-11-12	222.2	230.63	227.16	232.42	226.50	233.08	224.94	234.41
32 2024-11-13	221.22	230.73	227.18	232.59	226.51	233.27	224.92	234.71
33 2024-11-14	218.18	230.84	227.19	232.78	226.50	233.48	224.87	234.94
34 2024-11-15	216.36	230.95	227.22	232.97	226.50	233.65	224.80	235.15
35 2024-11-18	217.02	231.06	227.23	233.15	226.49	233.90	224.77	235.40
36 2024-11-19	220.24	231.17	227.24	233.33	226.49	234.11	224.71	235.73
37 2024-11-20	219.36	231.27	227.26	233.52	226.46	234.29	224.66	236.03
38 2024-11-21	219.81	231.38	227.29	233.71	226.47	234.49	224.59	236.15
39 2024-11-22	220.55	231.49	227.32	233.92	226.47	234.73	224.56	236.40
40 2024-11-25	222.95	231.60	227.31	234.10	226.47	234.91	224.51	236.76
41 2024-11-26	222.03	231.71	227.36	234.28	226.47	235.13	224.41	237.06
42 2024-11-28	219.68	231.81	227.38	234.46	226.47	235.29	224.40	237.14
43 2024-11-29	217.45	231.92	227.41	234.68	226.47	235.51	224.35	237.39
44 2024-12-02	216.68	232.03	227.42	234.88	226.47	235.70	224.28	237.78
45 2024-12-03	220.27	232.14	227.44	235.02	226.46	235.94	224.24	238.05
46 2024-12-04	223.34	232.25	227.47	235.25	226.46	236.12	224.19	238.13
47 2024-12-05	223.86	232.36	227.49	235.41	226.50	236.34	224.14	238.38
48 2024-12-06	224.59	232.47	227.51	235.62	226.49	236.53	224.04	238.83
49 2024-12-09	225.94	232.57	227.53	235.77	226.49	236.76	224.04	239.07
50 2024-12-10	226.58	232.68	227.53	235.96	226.47	236.94	223.98	239.13
51 2024-12-11	227.84	232.79	227.56	236.16	226.46	237.13	223.88	239.42
52 2024-12-12	226.83	232.90	227.58	236.38	226.48	237.34	223.88	239.86
53 2024-12-13	225.03	233.01	227.59	236.53	226.48	237.56	223.83	240.09
54 2024-12-16	221.55	233.12	227.61	236.72	226.47	237.75	223.76	240.16
55 2024-12-17	218.36	233.23	227.64	236.92	226.47	237.94	223.68	240.46
56 2024-12-18	216.36	233.34	227.66	237.11	226.47	238.15	223.67	240.90
57 2024-12-19	212.52	233.45	227.67	237.29	226.46	238.38	223.62	241.10
58 2024-12-20	212.33	233.55	227.69	237.50	226.46	238.57	223.50	241.19
59 2024-12-23	214.44	233.66	227.72	237.69	226.45	238.80	223.52	241.51
60 2024-12-24	214.71	233.77	227.73	237.89	226.45	238.98	223.46	241.94
61 2024-12-27	213.86	233.88	227.75	238.07	226.45	239.22	223.36	242.13
62 2024-12-30	215.65	233.99	227.77	238.24	226.44	239.42	223.33	242.22

```

> # Membuat plot perbandingan selang kepercayaan
> # Tentukan margin untuk membuat plot lebih mendarat
> # Plot 1: Interval Kepercayaan 90%
> y_margin1 <- 0.1 * diff(range(c(lower_bound_90, upper_bound_90))) # 10% dari rentang y
> plot(1:h, results$Predicted, type = "l", col = "blue", lwd = 2,
+      ylim = c(min(lower_bound_90) - y_margin1, max(upper_bound_90) + y_margin1),
+      ylab = "Harga Saham", xlab = "Periode",
+      main = "Prediksi dengan Interval Konfidensi 90%")
> #plot(1:h, results$Predicted, type = "l", col = "blue", ylim = range(c(lower_bound_90, upper_bound_90)), ylab = "Harga Saham", xlab
+      = "waktu")
> lines(1:h, lower_bound_90, col = "red", lwd = 2)
> lines(1:h, upper_bound_90, col = "red", lwd = 2)
> legend("topleft", legend = c("Prediksi", "B.CI 90%"), col = c("blue", "red", "red"), lwd = c(1, 2))
> # Plot 2: Interval 95%
> #plot(1:h, results$Predicted, type = "l", col = "blue", ylim = range(c(lower_bound_95, upper_bound_95)), ylab = "Harga Saham", xlab
+      = "waktu")
> y_margin2 <- 0.1 * diff(range(c(lower_bound_95, upper_bound_95))) # 10% dari rentang y
> plot(1:h, results$Predicted, type = "l", col = "blue", lwd = 2,
+      ylim = c(min(lower_bound_95) - y_margin2, max(upper_bound_95) + y_margin2),
+      ylab = "Harga Saham", xlab = "Periode",
+      main = "Prediksi dengan Interval Konfidensi 95%")
> lines(1:h, lower_bound_95, col = "green", lwd = 2)
> lines(1:h, upper_bound_95, col = "green", lwd = 2)
> legend("topleft", legend = c("Prediksi", "B.CI 95%"), col = c("blue", "green"), lwd = c(1, 2))
> # Plot 3: Interval 99%
> #plot(1:h, results$Predicted, type = "l", col = "blue", ylim = range(c(lower_bound_99, upper_bound_99)), ylab = "Harga Saham", xlab
+      = "waktu")
> y_margin3 <- 0.1 * diff(range(c(lower_bound_99, upper_bound_99))) # 10% dari rentang y
> plot(1:h, results$Predicted, type = "l", col = "blue", lwd = 2,
+      ylim = c(min(lower_bound_99) - y_margin3, max(upper_bound_99) + y_margin3),
+      ylab = "Harga Saham", xlab = "Periode",
+      main = "Prediksi dengan Interval Konfidensi 99%")
> lines(1:h, lower_bound_99, col = "magenta", lwd = 2)
> lines(1:h, upper_bound_99, col = "magenta", lwd = 2)
> legend("topleft", legend = c("Prediksi", "B.CI 99%"), col = c("blue", "magenta"), lwd = c(1, 2))

```


RIWAYAT HIDUP

A. Identitas Diri

- 1. Nama : Wiwit Yuliani
- 2. Tempat & Tgl. Lahir : Tangerang, 01 Juli 2003
- 3. Alamat Rumah : Pondok Alam Permai, RT. 005/
RW. 003, Kel. Gembor, Kec. Periuk,
Kota Tangerang, Prov. Banten
- 4. Hp : 085921186956
- 5. Email : wiwityuliani03@gmail.com

B. Riwayat Pendidikan

- 1. Pendidikan Formal
 - a. SDN Doyong 2
 - b. SMPN 12 Tangerang
 - c. SMAN 15 Tangerang
 - d. UIN Walisongo Semarang
- 2. Pendidikan Non-Formal
 - a. TPA-MDA Ashhabul Kahfi
 - b. -

Semarang, 8 April 2025

Wiwit Yuliani

NIM : 2108046038