

**PENERAPAN MODEL ARIMA UNTUK PERAMALAN HARGA SAHAM
PT GUDANG GARAM TBK**



Disusun Oleh:

Fajar Wahyu Pratama	: 5002211042
Ghana Mahayana Jati	: 5002211074
Mustaqoful Izah Yumna	: 5002211106
Tri Darien Nahwa Firdausiah	: 5002211122
Jonathan Christian Simbolon	: 5002211128
Valentinus Pepinda Lamas	: 5002211138

Dosen Pengampu:

Endah Rokhmati M.P., Ph.D
19761213 200212 2 001

DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER SURABAYA

2024

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa karena dengan rahmat-Nya lah penulis diberi kemudahan serta kesehatan baik jasmani maupun rohani sehingga dapat menyelesaikan laporan Penerapan Model ARIMA untuk Peramalan Saham PT Gudang GaramTbk. Tak lupa penulis ucapkan terima kasih kepada Ibu Endah Rokhmati S.P., P.hD. sebagai dosen pengampu mata kuliah Metode Peramalan tahun 2024 yang telah membimbing penuh kesabaran, sehingga penulis mampu untuk menyelesaikan laporan Penerapan Model ARIMA untuk Peramalan harga Saham PT Gudang GaramTbk. Penulis tentu menyadari bahwa laporan Penerapan Model ARIMA untuk Peramalan harga Saham PT Gudang GaramTbk ini masih jauh dari kata sempurna dan masih banyak terdapat kekurangan di dalamnya. Untuk itu, kami mohon maaf sebesar-besarnya serta mengharapkan kritik dan saran dari semua pihak, agar nantinya dapat lebih baik lagi. Demikian yang dapat penulis sampaikan. Semoga laporan Penerapan Model untuk Peramalan harga Saham PT Gudang GaramTbk dapat bermanfaat. Terima kasih.

Surabaya, 07 Maret 2024

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR.....	<i>i</i>
DAFTAR ISI	<i>ii</i>
DAFTAR GAMBAR	<i>iv</i>
DAFTAR TABEL	<i>vi</i>
BAB 1 PENDAHULUAN	<i>1</i>
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan	2
1.5 Manfaat	2
BAB 2 DASAR TEORI	<i>3</i>
2.1 Pengertian Saham	3
2.2 Data dan <i>Time Series Data</i>	3
2.3 Stationarity	3
2.4 Augmented Dickey-Fuller Test (ADF)	4
2.5 Autocorrelation Function (ACF)	4
2.6 Moving Average (MA) Model.....	5
2.7 Autoregressive (AR).....	5
2.8 Tranformasi Normal Box Cox.....	6
2.9 Metode Uji Normalitas Kolmogorov Smirnov	6
2.10 Metode Maximum Likelihood Estimation (MLE)	6
2.11 Akaike Information Criterion (AIC)	7
2.12 Bayesian Information Criterion (BIC)	7
2.13 Mean Absolute Percentage Error (MAPE).....	7
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	<i>8</i>
3.1 Jenis Dan Sumber Data.....	8
3.1.1 Jenis Data	8
3.1.2 Sumber Data.....	8
3.2 Tahap Penelitian	8
3.2.1 Studi Literatur.....	8
3.2.2 Pengolahan Data.....	8
3.3 Diagram Alur.....	9
BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN	<i>10</i>

4.1	Uji Distribusi.....	10
4.1.1	Excel.....	11
4.1.2	R Studio	13
4.2	Identifikasi Data	13
4.3	Perbandingan Transformasi Box-cox.....	17
4.3.1	Transformasi Box-Cox dengan R	17
4.3.2	Transformasi Box-cox dengan MATLAB	17
4.4	Estimasi Parameter	19
4.4.1	Moving Average (MA).....	19
4.4.2	AR (1).....	21
4.4.3	AR (2).....	21
4.4.4	ARMA(1,1)	22
4.4.5	ARIMA(1,1,0)	24
4.5	Diagnosa Model.....	24
4.5.1	Uji Asumsi White Noise	24
4.5.2	Uji Distribusi Normal.....	26
4.5.3	Pemilihan Model Terbaik	27
4.6	Peramalan Menggunakan Model Terpilih	27
4.7	Presentase Error menggunakan MAPE	35
BAB 5	PENUTUP	38
5.1	Kesimpulan	38
5.2	Saran	39
DAFTAR PUSTAKA	40
LAMPIRAN	42

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Diagram Alur	9
Gambar 4. 1 Grafik Harga Saham PT Gudang Garam Tbk.....	14
Gambar 4. 2 Grafik ACF OPEN	14
Gambar 4. 3 Grafik ACF CLOSE.....	14
Gambar 4. 4 Grafik ACF OPEN dan CLOSE R Studio	15
Gambar 4. 5 Grafik Transformasi Box Cox di Rstudio	16
Gambar 4. 6 Grafik hasil Transformasi Box Cox di R Studio	16
Gambar 4. 7 Grafik Transformasi Box-Cox PT Gudang Garam Tbk dengan R.....	17
Gambar 4. 8 Grafik Transformasi Box-Cox PT Gudang Garam Tbk dengan MATLAB	17
Gambar 4. 9 Grafik Stasioneritas harga Saham open PT Gudang Garam Tbk	18
Gambar 4. 10 Grafik Stasioneritas harga Saham open PT Gudang Garam Tbk	18
Gambar 4. 11 Grafik ACF Open yang stasioner menggunakan R Studio	19
Gambar 4. 12 Grafik ACF Close yang stasioner menggunakan R Studio	19
Gambar 4. 13 Grafik Harga Saham PT Gudang Garam Tbk.....	20
Gambar 4. 14 Grafik Harga Saham PT Gudang Garam Tbk.....	20
Gambar 4. 15 Grafik Model AR (1) untuk Data OPEN dan CLOSE.....	21
Gambar 4. 16 Grafik Model AR (2) untuk Data OPEN dan CLOSE.....	22
Gambar 4. 17 Grafik Model ARMA (1,1) untuk Data OPEN dan CLOSE	23
Gambar 4. 18 Grafik Model ARIMA (1,1,0) untuk Data OPEN dan CLOSE	24
Gambar 4. 19 Hasil Uji White Noise Model MA(1)	25
Gambar 4. 20 Hasil Uji White Noise Model MA(2)	25
Gambar 4. 21 Hasil Uji White Noise Model AR(1)	25
Gambar 4. 22 Hasil Uji White Noise Model AR(2)	25
Gambar 4. 23 Hasil Uji White Noise Model ARMA(1,1)	25
Gambar 4. 24 Hasil Uji White Noise Model ARIMA(1,1,0).....	26
Gambar 4. 25 Hasil Uji Normalitas Model	26
Gambar 4. 26 Hasil Peramalan PT. GUDANG GARAM TBK.....	28
Gambar 4. 27 Hasil Peramalan Menggunakan MA (1) PT.GUDANG GARAM TBK...	29
Gambar 4. 28 Hasil Peramalan Menggunakan MA (2) PT.GUDANG GARAM TBK...	30
Gambar 4. 29 Hasil Peramalan Menggunakan AR (1) PT.GUDANG GARAM TBK....	31

Gambar 4. 30 Hasil Peramalan Menggunakan ARMA (1,1) PT.GUDANG GARAM	
TBK	32
Gambar 4. 31 Hasil Peramalan Menggunakan ARIMA (1,1,0) PT.GUDANG GARAM	
TBK	33

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1 Statistika Deskriptif	10
Tabel 4. 2 Hasil perhitungan uji Kolmogorov-Smirnov menggunakan Excel pada Open	11
Tabel 4. 3 Hasil perhitungan uji Kolmogorov-Smirnov menggunakan Excel pada Open	12
Tabel 4. 4 Bentuk Umum Transformasi Box-Cox	15
Tabel 4. 5 Nilai AIC dan BIC	27
Tabel 4. 6 Hasil Peramalan Menggunakan AR2 PT.GUDANG GARAM TBK	28
Tabel 4. 7 Hasil Peramalan Menggunakan MA (1) PT.GUDANG GARAM TBK	29
Tabel 4. 8 Hasil Peramalan Menggunakan MA (2) PT.GUDANG GARAM TBK	30
Tabel 4. 9 Hasil Peramalan Menggunakan AR (1) PT.GUDANG GARAM TBK	31
Tabel 4. 10 Hasil Peramalan Menggunakan ARMA (1,1) PT.GUDANG GARAM TBK	32
Tabel 4. 11 Hasil Peramalan Menggunakan ARIMA (1,1,0) PT.GUDANG GARAM TBK	33
Tabel 4. 12 Presentase Error pada MA(1)	35
Tabel 4. 13 Presentase Error pada MA(2)	35
Tabel 4. 14 Presentase Error pada AR(1)	36
Tabel 4. 15 Presentase Error pada AR(2)	36
Tabel 4. 16 Presentase Error pada ARMA(1,1)	36
Tabel 4. 17 Presentase Error pada ARIMA(1,1,0)	37
Tabel 5. 1 Hasil peramalan Harga saham PT Gudang Garam Tbk	38

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Di era perekonomian global yang dinamis ini, peramalan harga saham menjadi semakin penting bagi investor dan pelaku pasar untuk mengambil keputusan investasi yang tepat. Hal ini terutama berlaku pada perusahaan-perusahaan besar dan mapan seperti PT Gudang Garam. Reputasi dan potensi pertumbuhan perusahaan menjadikannya peluang investasi yang menarik. Dengan posisi pasar yang stabil, PT Gudang Garam merupakan salah satu produsen rokok terkemuka di Indonesia dan telah mengalami pertumbuhan yang menguntungkan sepanjang sejarah jangka panjangnya. Investor tertarik pada saham gudang garam karena yakin dengan potensi pertumbuhan pendapatan dan dividen yang menarik. Selain itu, faktor-faktor seperti stabilitas industri rokok, kuatnya permintaan produk rokok di pasar domestik dan potensi ekspansi ke pasar internasional juga menjadi daya tarik bagi investor.

Saham menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) adalah surat bukti pemilikan bagian modal perseoran terbatas yang memberi hak atas dividen dan lain-lain menurut besar kecilnya modal yang disetor (Zhou.Y, 2014). Menurut Bursa Efek Indonesia saham didefinisikan sebagai tanda penyertaan modal seseorang atau pihak (badan usaha) pada suatu perusahaan atau Perseoroon Terbatas (PT). Dengan mencantumkan modal tersebut, para pihak mempunyai tuntutan (hak) atas penghasilan perusahaan, kekayaan perusahaan, dan hak untuk ikut serta dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS). Sebuah permintaan dan penawaran terhadap suatu saham dipengaruhi oleh banyak faktor, terlebih yang sifatnya berhubungan dengan saham tersebut (kinerja perusahaan dan industri dimana perusahaan tersebut berada) dan faktor yang sifatnya makro atau eksternal, seperti perkembangan suku bunga, inflasi, nilai tukar, dan faktor-faktor non ekonomi seperti kondisi sosial dan politik (Bawdekar, 2022).

Pada saham sendiri dibutuhkan sebuah analisis dan prediksi harga saham dalam mengambil keputusan terutama bagi para investor pada sebuah PT besar seperti PT Gudang Garam agar kesalahan dan kerugiannya dapat diperkecil dalam membeli ataupun menjual saham. Dalam memprediksi terdapat beberapa metode seperti metode runtun waktu yang akan digunakan penulis dalam penelitiannya dimana metode ini memprediksi berdasarkan data masa lalu. Penggunaan metode ini akan berkaitan dengan penerapan lanjutan menggunakan metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) dalam memprediksi nilai saham kedepannya.

Adapun metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) yang akan digunakan dideskripsikan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) atau biasa disebut juga sebagai metode Box-Jenkins merupakan metode yang secara intensif dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970 (Iriawan, 2006). Kelompok model time series yang termasuk dalam metode ini antara lain: autoregressive (AR), moving average (MA), ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang menggunakan variabel dependen berupa data di masa lampau dan mengabaikan variabel independen. (Razak, 2009).

Berdasarkan latar belakang tersebut, peneliti akan melakukan penerapan model untuk meramalkan volatilitas harga saham PT Gudang Garam Tbk menggunakan Metode ARIMA. Hal ini berguna terutama bagi investor dan pelaku pasar modal dalam mengambil keputusan

investasi dan manajemen risiko yang lebih baik dalam memperdagangkan saham PT Gudang Garam Tbk.

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dalam laporan ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana model terbaik untuk memprediksi harga saham untuk periode waktu mendatang dengan menggunakan metode ARIMA?
2. Bagaimana hasil peramalan volatilitas harga saham PT Gudang Garam Tbk menggunakan metode ARIMA?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan pada laporan ini adalah:

1. Data yang digunakan untuk laporan ini adalah data saham PT Gudang Garam Tbk
2. Data yang digunakan adalah data harian *opening price* dan *closing price* 06 Desember 2023 sampai dengan 02 Februari 2024 yang diakses melalui id.investing.com

1.4 Tujuan

Tujuan dari penulisan laporan ini adalah:

1. Untuk mengetahui model terbaik dalam memprediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk untuk periode waktu selanjutnya dengan menggunakan metode ARIMA.
2. Untuk mengetahui hasil peramalan volatilitas harga saham PT Gudang Garam Tbk menggunakan metode ARIMA dan menilai bagaimana informasi tersebut dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi peramalan volatilitas harga saham di masa depan.

1.5 Manfaat

Manfaat yang bisa diperoleh dari laporan ini adalah:

1. Bagi penulis, laporan ini dapat menambah wawasan terkait penerapan metode peramalan dalam melakukan prediksi volatilitas harga saham.
2. Mendapatkan model terbaik untuk meramalkan suku bunga khususnya suku bunga kredit investasi bank umum.
3. Mampu mengaplikasikan ilmu peramalan data *time series* pada masalah nyata atau riil.
4. Mampu mengaplikasikan ilmu peramalan data *time series* pada masalah nyata atau riil.
5. Peramalan yang tepat dapat digunakan sebagai *leading indicator*, dimana dengan adanya *leading indicator* dapat memberikan peluang dalam memperoleh keuntungan yang lebih besar.
6. Memberikan suatu kontribusi di bidang keuangan pada ilmu matematika terapan, khususnya dalam pengambilan keputusan dalam investasi

BAB 2

DASAR TEORI

2.1 Pengertian Saham

Saham (stock) merupakan salah satu instrumen pasar keuangan yang paling populer. Menerbitkan saham merupakan salah satu pilihan perusahaan ketika memutuskan untuk pendanaan perusahaan. Pada sisi yang lain, saham merupakan instrument investasi yang banyak dipilih para investor karena saham mampu memberikan tingkat keuntungan yang menarik. Saham dapat didefinisikan sebagai tanda penyertaan modal seseorang atau pihak (badan usaha) dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas. Dengan menyertakan modal tersebut, maka pihak tersebut memiliki klaim atas pendapatan perusahaan, klaim atas asset perusahaan, dan berhak hadir dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS) (Bawdekar, 2022).

2.2 Data dan *Time Series Data*

Data time series, seperti yang dijelaskan oleh Rudakov et al. (2023), merupakan kumpulan titik data yang diindeks berdasarkan urutan waktu. Koleksi ini sangat penting untuk analisis data historis yang bertujuan untuk memprediksi tren masa depan di berbagai bidang seperti ekonomi dan meteorologi. Data time series dicirikan oleh sifatnya yang kontinu dan berurutan, dan biasanya digunakan untuk meramalkan kejadian masa depan berdasarkan pola-pola masa lalu. Dalam konteks yang lebih luas, menurut Pendit (1992) data adalah hasil dari observasi langsung terhadap suatu kejadian yang berupa perlambangan mewakili objek atau konsep dalam dunia nyata, dilengkapi dengan nilai tertentu. Sementara itu, Ralston dan Reilly, seperti yang dikutip oleh Chamidi (2004), mendefinisikan data sebagai fakta atau sesuatu yang dihasilkan dari observasi terhadap fenomena alam. Sebagai contoh, daftar hadir mahasiswa di sebuah kuliah tamu jurusan Matematika adalah bentuk data yang masih mentah dan belum memberikan informasi lebih lanjut sampai diolah lebih dalam.

Time series data atau data deret waktu adalah data serangkaian pengamatan yang terurut berdasarkan waktu dengan jarak yang sama.[4] Jenis data ini sering ditemui dalam kehidupan sehari-hari karena data tersebut dikumpulkan melalui interval waktu yang beragam yaitu jam, harian, mingguan atau bulanan. Dari data yang terkumpul dapat dilihat adanya suatu pola tertentu di dalamnya. Pola *time series* data tersebut dibagi menjadi tiga yaitu pola *trend*, pola siklus dan pola musiman (*seasonal*) yaitu pergerakan fluktuasi data yang terjadi karena kondisi musim dan biasanya dilihat dalam jangka waktu per tahun, jenis variasi dalam pergerakan ini diisolasi hanya jika pola tersebut diberikan dua kali setahun, triwulan, atau bulanan. Salah satu contoh *time series* data yang relevan adalah data harga saham PT Gudang Garam Tbk.

2.3 Stationarity

Stationarity merupakan kesimpulan statistik mengenai struktur dari suatu proses stokastik, yang diturunkan dari pengamatan terhadap proses tersebut. Konsep ini memegang peranan vital dalam analisis dan peramalan seri waktu, dimana uji *stationarity* yang akurat dan tidak bisa menjadi langkah penting sebelum mengembangkan model peramalan. Uji stasioneritas merupakan pengujian penting sebelum mendapatkan model ARIMA. Prinsip dasar *stationarity* adalah bahwa hukum probabilitas yang mengendalikan perilaku proses tetap konsisten seiring berjalannya waktu, menandakan bahwa proses tersebut berada dalam kondisi keseimbangan statistik. Asumsi stasioner menjadi asumsi yang harus dipenuhi dalam memodelkan data *time series*. Deret waktu stasioner bersifat statistiknya seperti mean (rata-rata), varian, autokorelasi konstan dari waktu ke waktu.

2.4 Augmented Dickey-Fuller Test (ADF)

Uji *Augmented Dickey-Fuller* merupakan jenis uji statistik yang biasa disebut dengan uji unit akar. Pada teori probabilitas dan statistik kehadiran dari unit akar dalam proses stokastik tertentu dapat menimbulkan tantangan dalam inferensi statistik dengan model deret waktu. Bisa dikatakan bahwa, unit-root bersifat non-stasioner tetapi tidak selalu memiliki komponen tren. Unit-root adalah fitur dari beberapa proses stokastik yang dapat menyebabkan masalah dalam pemodelan deret waktu.

Salah satu tes akar unit adalah tes *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Uji ADF dilakukan melalui perhitungan nilai statistik τ dengan rumus sebagai berikut:

$$\tau = \frac{\phi_k}{SE(\phi_k)}$$

Dalam pengujiannya ADF dilakukan asumsi sebagai berikut :

a. Hipotesis Nol (H_0)

Merupakan suatu seri data tidak stasioner dan terdapat unit root dalam seri tersebut. Dapat ditulis :

$$H_0 : \phi = 0$$

Dimana ϕ adalah parameter yang mengindikasikan keberadaan unit-root dalam seri data. Jika nilai ϕ sama dengan nol, menunjukkan tidak ada unit-root dalam *dataset*, yang berarti *dataset* tersebut stasioner. Namun, jika nilai ϕ tidak sama dengan nol, menunjukkan keberadaan unit-root dalam *dataset*, yang berarti seri data tidak stasioner

b. Hipotesis Alternatif (H_a)

Deret pada data sudah bersifat stasioner dalam artiannya deret tidak memiliki unit root. Dapat ditulis :

$$H_0 : \phi \neq 0$$

Dimana ϕ adalah parameter yang mengindikasikan keberadaan unit-root dalam seri data. Jika nilai ϕ sama dengan nol, menunjukkan tidak ada unit-root dalam *dataset*, yang berarti *dataset* tersebut stasioner. Namun, jika nilai ϕ tidak sama dengan nol, menunjukkan keberadaan unit-root dalam *dataset*, yang berarti seri data tidak stasioner. Pada suatu deret jika sebuah hipotesis nol gagal ditolak, maka uji ini dapat memberikan bukti bahwa deret yang ada bersifat tidak stasioner. Kondisi menolak Hipotesis nol (H_0) ketika statistik uji $<$ Nilai kritis dan p-value < 0.05 , maka dari itu deret waktu tidak memiliki unit root, yang berarti tidak stasioner.

2.5 Autocorrelation Function (ACF)

Autocorrelation Function (ACF) adalah sebuah fungsi yang digunakan untuk mengidentifikasi model time series dan melihat adanya kestasioneran data dalam mean. Secara umum *Autocorrelation Function* (ACF) didefinisikan sebagai berikut

$$\rho_k = \frac{cov(e_t, e_{t+k})}{\sqrt{Var(e_t)Var(e_{t+k})}}$$

Kemudian pada proses stokastik yang stasioner dengan varians σ^2 maka ACF sebelumnya tereduksi menjadi

$$\rho_k = \frac{cov(e_t, e_{t+k})}{\sigma^2}$$

Dimana *Autocorrelation Function* (ACF) tidak bergantung pada waktu. *Autocorrelation Function* (ACF) pada proses *white noise* memiliki nilai nol untuk semua periode kecuali nilai satu pada periode nol, hal ini yang menunjukkan proses tersebut sama sekali tidak berkorelasi.

2.6 Moving Average (MA) Model

Moving average diartikan sebagai teknik analisis statistik yang digunakan untuk mengidentifikasi tren data dengan cara menghasilkan garis rata-rata berdasarkan perhitungan harga (misal : harga saham) dalam periode waktu tertentu hingga sehari sebelumnya. Teknik ini sering digunakan untuk berbagai tujuan seperti mengidentifikasi tren, analisis keuangan untuk meredakan fluktuasi harga jangka pendek, dan menyoroti tren jangka panjang. Tujuan utama dari teknik ini adalah untuk memonitor tren pergerakan harga saham. Periode waktu yang digunakan dalam perhitungan ini biasanya diukur dalam hari kerja, seperti 5 hari (mewakili 1 minggu), 20 hari (mewakili 1 bulan), 60 hari (mewakili 3 bulan), atau 120 hari (mewakili 6 bulan). Karena metode ini menggunakan data *historis*, *moving average* berfungsi sebagai indikator yang mengikuti tren (*lagging indicator*), yang berguna untuk analisis tren namun bukan untuk prediksi.

Pada moving average sendiri terdapat dua proses yaitu *The First-Order Moving Average procces* dan *The Second-Order Moving Average Procces*. Hal yang membedakan keduanya adalah modelnya. Pada *The First-Order Moving Average procces* model persamaannya bisa dilihat dibawah ini

$$Y_t = e_t - \theta e_{t-1}$$

Dengan nilai hasil dari persamaan tersebut sebagai berikut

$$\begin{aligned} E(Y_t) &= 0 \\ \gamma_0 = \text{VAR}(Y_t) &= \sigma_e^2(1 + \theta^2) \\ \gamma_1 &= -\theta\sigma_e^2 \\ \rho_1 &= \frac{-\theta}{(1 + \theta^2)} \\ \gamma_k = \rho_k &= 0 \quad \text{for } k \geq 2 \end{aligned}$$

Pada *The Second-Order Moving Average procces* model persamaannya bisa dilihat dibawah ini

$$Y_t = e_t - \theta e_{t-1} - \theta e_{t-2}$$

Pada perhitungan *The First-Order* dan *The Second-Order Moving Average procces* dapat dibantu dengan menggunakan sebuah *software R*.

2.7 Autoregressive (AR)

Model Autoregresif (AR) adalah salah satu jenis model dalam analisis deret waktu yang digunakan untuk meramalkan nilai masa depan berdasarkan nilai-nilai masa lalu dari variabel yang sama. Model ini mengasumsikan bahwa ada hubungan linier antara nilai masa kini dengan beberapa nilai masa lalu. Model AR dengan orde p ($\text{AR}(p)$) didefinisikan sebagai:

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \epsilon_t$$

Dengan Y_t Nilai deret waktu pada waktu t, c konstanta, ϕ_i Koefisien autoregresif yang menunjukkan pengaruh nilai masa lalu terhadap nilai saat ini dan ϵ_t Kesalahan acak (*white noise*) pada waktu t

2.8 Tranformasi Normal Box Cox

Draper & Smith (1992) mengatakan jika transformasi *Box-Cox* merupakan transformasi pangkat pada variabel respons yang dikembangkan oleh Box dan Cox, yang bertujuan untuk menormalkan data, melinearkan model regresi dan menghomogenkan varians.

$$T^v = \begin{cases} \frac{T^v - 1}{v} & ; (v \neq 0) \\ \log T & ; (v = 0) \end{cases}$$

Dimana T menunjukkan waktu dan $T^{(v)}$ menunjukkan waktu transformasi Box-Cox. Untuk menggambarkan fleksibilitas dalam bentuk kerapatan Box-Cox, pertimbangkan waktu respons T yang mengikuti kerapatan normal Box-Cox dengan parameter (λ, μ, σ^2) , $\lambda \neq 0$ yang diberikan oleh :

$$f(t) = t^{(\lambda-1)} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{T_{(\lambda)} - \mu}{\sigma}\right)^2\right)$$

Dimana Nilai t adalah nilai dari variabel respons T . Rata-rata dari variabel transformasi $T_{(\lambda)}$ adalah μ . Varians dari variabel transformasi $T_{(\lambda)}$ adalah σ^2 .

2.9 Metode Uji Normalitas Kolmogorov Smirnov

Uji normalitas Kolmogorov-Smirnov (uji K-S) adalah uji statistik yang digunakan untuk memeriksa ke normalan dari data dua sampel yang berbeda. Dengan kata lain, uji K-S digunakan untuk memeriksa apakah suatu data berasal dari distribusi normal atau bukan. Uji K-S merupakan salah satu uji non-parametrik sehingga penggunaannya tidak melibatkan adanya asumsi terkait distribusi yang mendasari data yang akan diuji.

Uji K-S melibatkan perbandingan fungsi distribusi kumulatif dari data sampel dengan fungsi distribusi kumulatif dari suatu distribusi normal yang memiliki rata-rata dan simpangan baku yang sama seperti data sampel. Jika sampel berdistribusi normal, fungsi distribusi kumulatifnya seharusnya mendekati/serupa dengan fungsi distribusi kumulatif dari distribusi normal tersebut.

Pada uji normalitas, rumus dasar yang digunakan adalah:

$$D = \max|F_n(x) - F(x)|$$

Dengan D adalah statistik uji Kolmogorov-Smirnov, yang merupakan nilai maksimal dari selisih absolut antara fungsi distribusi kumulatif empiris $F_n(x)$ dan fungsi distribusi kumulatif teoritis $F(x)$ dari distribusi normal. Statistik uji yang digunakan dalam uji K-S adalah jarak maksimum (d) dari dua nilai fungsi distribusi kumulatif yang terlibat. Jarak tersebut dihitung sebagai selisih positif terbesar dari nilai fungsi distribusi kumulatif sampel dan distribusi normal di sepanjang titik-titik yang terdefinisi dalam distribusi. Perlu dicatat bahwa uji K-S hanya dapat diaplikasikan pada data kontinu dan cukup sensitif terhadap ukuran sampel. Oleh karena itu, penggunaan uji tersebut sebaiknya diikuti oleh uji normalitas yang lain atau melibatkan analisis secara visual dari data yang diolah. Lebih lanjut, uji tersebut juga hanya berlaku pada data tunggal (*ungrouped data*), bukan data kelompok.

2.10 Metode Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah metode statistik yang digunakan untuk memperkirakan parameter-parameter dari suatu model statistik. MLE berfungsi dengan memaksimalkan fungsi likelihood, yaitu fungsi yang mengukur seberapa mungkin data yang

diamati dapat terjadi diberikan parameter-parameter tertentu dari model. Jika dimiliki data observasi

$$X=\{x_1,x_2,...,x_n\}$$

dan model yang dihipotesiskan dengan parameter θ , maka fungsi likelihood $L(\theta)$ adalah probabilitas data X diberikan parameter θ

$$L(\theta)=P(X|\theta)$$

Untuk memaksimalkan fungsi likelihood ini, dicari nilai θ yang memaksimalkan $L(\theta)$. Biasanya, lebih mudah bekerja dengan log-likelihood, yaitu logaritma natural dari likelihood:

$$\ell(\theta)=\log L(\theta)$$

MLE memaksimalkan log-likelihood dengan mencari nilai parameter θ yang memaksimalkan $\ell(\theta)$. Menggunakan MLE, dapat diestimasi parameter model ARMA berdasarkan data deret waktu. Meski hasil estimasi menunjukkan parameter yang tidak signifikan, metode MLE tetap merupakan alat yang sangat kuat dalam analisis deret waktu.

2.11 Akaike Information Criterion (AIC)

AIC adalah ukuran untuk memilih model statistik yang terbaik dengan meminimalkan kehilangan informasi. Kriteria ini menghitung keseimbangan antara kecocokan model dengan kompleksitasnya. Formula AIC adalah:

$$AIC = 2K - 2 \ln(L)$$

di mana K adalah jumlah parameter dalam model dan L adalah likelihood model (Cavanaugh dan Neath, 2019)

2.12 Bayesian Information Criterion (BIC)

BIC adalah kriteria yang mirip dengan AIC, tetapi menambahkan penalti yang lebih besar untuk jumlah parameter dalam model, sehingga cenderung memilih model yang lebih sederhana bila sampel besar. Formula BIC adalah:

$$BIC = k \ln(n) - 2 \ln(L)$$

di mana n adalah jumlah observasi dalam dataset (Jones, 2011)

2.13 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE adalah ukuran kesalahan yang dinyatakan dalam bentuk persentase, yang digunakan untuk mengevaluasi akurasi model prediksi. Formula MAPE adalah:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \%$$

di mana Y_t adalah nilai aktual dan \hat{Y}_t adalah nilai prediksi. MAPE memberikan gambaran tentang seberapa besar rata-rata kesalahan prediksi dalam bentuk persentase (Rahman dan Haq, 2022)

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan tentang metode yang digunakan dalam penelitian terkait peramalan harga saham PT Gudang Garam Tbk, hal ini bertujuan supaya proses pengerjaan dapat terstruktur dengan baik dan mencapai tujuan yang telah dicantumkan. Penjabaran bab ini di antaranya adalah jenis data, sumber data, serta tahap penelitian.

3.1 Jenis Dan Sumber Data

3.1.1 Jenis Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian Tugas Akhir ini adalah data sekunder yaitu data harga *open* dan *close* saham PT Gudang Garam Tbk periode 06 Desember 2023 sampai dengan 02 Februari 2024. Data sekunder merupakan data yang sumbernya bukan dari pihak pertama, melainkan melalui perantara. Data sekunder umumnya dikumpulkan oleh sumber yang independen, seperti badan statistik, lembaga pemerintah, lembaga riset, organisasi nirlaba, atau perusahaan komersial. Data penutupan saham PT. Gudang Garam Tbk dilakukan proses perhitungan return, sehingga data return saham yang sudah diperoleh digunakan untuk mencari model terbaik berdasarkan ketentuan uji signifikansi dan diagnostik.

3.1.2 Sumber Data

Data harga saham yang diperoleh berasal dari website id.investing.com Data yang didapatkan yaitu data harga penutupan saham (bulanan) periode 06 Desember 2023 sampai dengan 02 Februari 2024.

3.2 Tahap Penelitian

Berikut disajikan tahapan dalam penyelesaian penelitian ini:

3.2.1 Studi Literatur

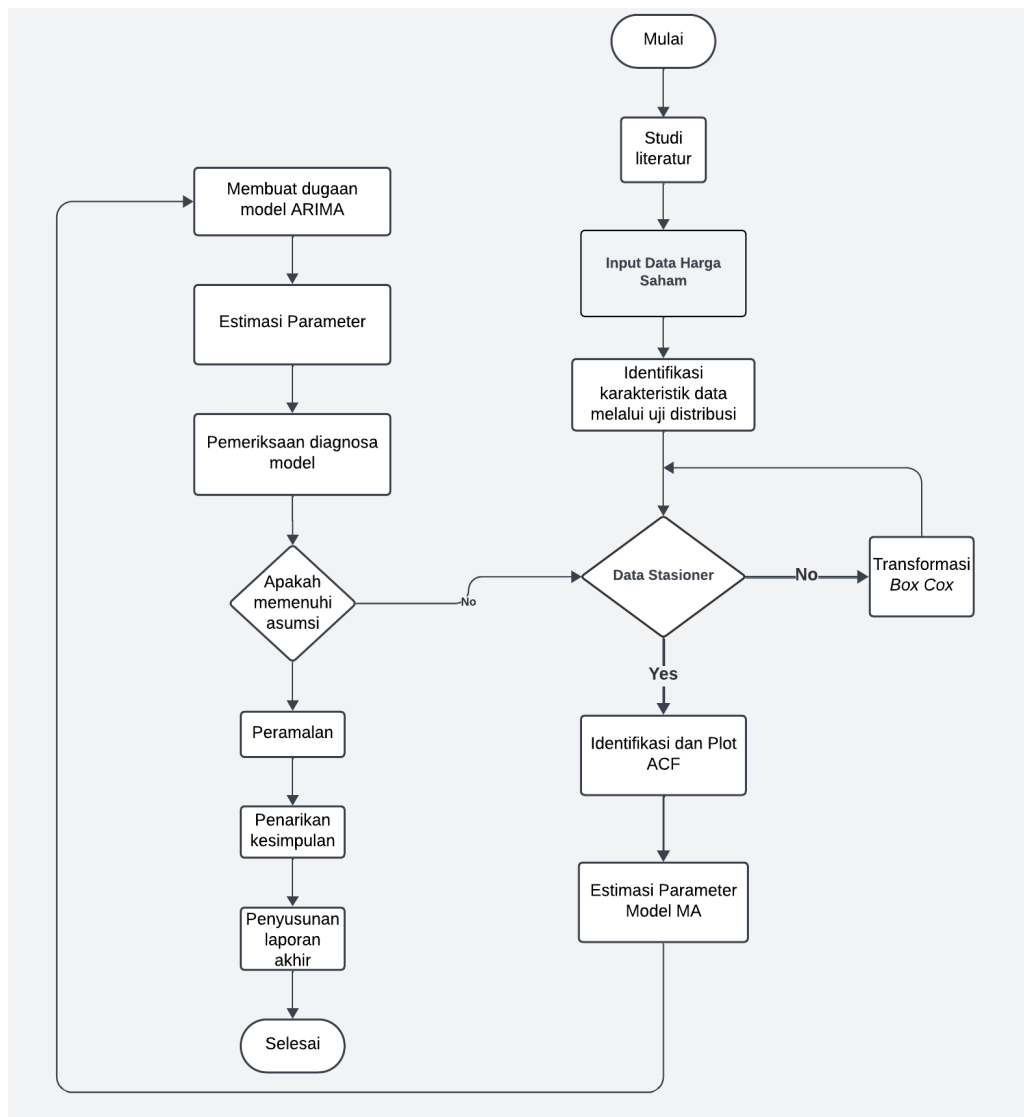
Dalam tahapan ini dilakukan proses pengumpulan teori teori yang menjadi pendukung dalam proses pengerjaan Tugas. Studi literatur yang digunakan adalah bersumber dari hasil penelitian terdahulu, jurnal, e-book, dan paper internasional

3.2.2 Pengolahan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengolahan data dari perusahaan PT Gudang Garam Tbk. Proses pengolahan data dilakukan dengan menggunakan bantuan *software Matlab, R studio* dan Tahapan yang dilakukan dalam proses pengolahan data antara lain, yaitu:

1. Mendapatkan karakteristik data melalui uji distribusi dan uji metode *Kolmogorov-Smirnov*.
2. Melakukan *plotting* data *open* dan *close* dengan menggunakan *time series plot*
3. Mengidentifikasi stasioneritas data dalam varians dan dalam *mean*. Jika tidak stasioner dalam varians dilakukan transformasi Box-cox dan pada mean akan dilakukan *differencing*
4. Membuat grafik ACF dari data yang sudah stasioner
5. Mengestimasi Parameter
6. Melakukan diagnostic checking terhadap kemungkinan model yang diperoleh yaitu meliputi pemeriksaan asumsi white noise dan pengujian distribusi normal.
7. Melakukan pemilihan model terbaik
8. Melakukan peramalan menggunakan metode terbaik yang terpilih

3.3 Diagram Alur



Gambar 3. 1 Diagram Alur

Kemudian langkah selanjutnya adalah menarik kesimpulan dari tugas ini yang paling sesuai untuk obyek penelitian serta saran untuk pengembangan Tugas selanjutnya. Lakukan analisis untuk mendapatkan hasil dilakukan dengan beberapa metode atau langkah untuk yang diperoleh dari pengolahan data yaitu menemukan model yang dapat mengakomodasi sifat volatilitas pada data dan melakukan peramalan.

BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai apakah data saham yang digunakan dalam penelitian ini bersifat stasioner, kemudian bagaimana dengan proses estimasi parameter dalam pemilihan model yang terbaik, apakah ARIMA adalah model yang paling tepat untuk digunakan.

4.1 Uji Distribusi

Karakteristik data digunakan dengan tujuan mengetahui info dasar dari sebuah data yang digunakan dalam pengolahan data selanjutnya. Berikut tabel statistika deskriptif berisi karakteristik data *opening price* dan *closing price* historis PT Gudang Garam Tbk (GGRM) dengan periode waktu dari 6 Desember 2023 sampai dengan 2 Februari 2024.

OPEN		CLOSE	
Mean	20375,86207	Mean	20338,7931
Standard Error	47,87516819	Standard Error	47,04345829
Median	20350	Median	20337,5
Mode	20900	Mode	20400
Standard Deviation	364,6064183	Standard Deviation	358,2723045
Sample Variance	132937,8403	Sample Variance	128359,0442
Kurtosis	-0,391193093	Kurtosis	-0,487955888
Skewness	-0,171953919	Skewness	-0,135597634
Range	1550	Range	1500
Minimum	19525	Minimum	19525
Maximum	21075	Maximum	21025
Sum	1181800	Sum	1179650
Count	58	Count	58

Tabel 4. 1 Statistika Deskriptif

Pada tabel 4.1 ditunjukkan melalui kedua tabel tersebut pada *open* memiliki nilai rata-rata sebesar 20375,86 dan pada *closing* memiliki nilai rata-rata sebesar 20338,79. Selain itu, tabel 4.1 juga memberikan informasi bahwa data tersebut masing-masing memiliki nilai standar deviasi, median, mode, standar deviasi, nilai varians, data maximum, minimum, dll. Setelah diperoleh karakteristik data, dilakukan uji distribusi dengan metode uji Kolmogorov-Smirnov. Dalam pengujian nya dapat dibantu dengan beberapa *software* diantaranya excel, Rstudio, Minitab, dan SPSS. Langkah pertama yang dilakukan adalah membuat hipotesis, karena hal yang akan diuji adalah uji normalitas, maka distribusi yang digunakan adalah distribusi normal. Sehingga dibentuk hipotesis sebagai berikut,

$$H_0 : \text{asumsi data saham berdistribusi normal}$$

H_1 : asumsi data saham berdistribusi tidak normal

4.1.1 Excel

Tabel 4. 2 Hasil perhitungan uji Kolmogorov-Smirnov menggunakan Excel pada Open

X_i	Frekuensi	$f(X_i)$	$F(X_i)$	Z_i	(Z_i)	D_i
19.525	1	0,016949153	0,016949153	-2,331321997	0,009868194	0,007080959
19.600	1	0,016949153	0,033898305	-2,125617115	0,016767577	0,017130728
19.675	1	0,016949153	0,050847458	-1,919912233	0,027434493	0,023412964
19.700	1	0,016949153	0,06779661	-1,851343939	0,032060044	0,035736566
19.900	1	0,016949153	0,084745763	-1,302797586	0,096321938	0,011576175
19.950	1	0,016949153	0,101694915	-1,165660998	0,121875767	0,020180852
20.000	1	0,016949153	0,118644068	-1,02852441	0,151851607	0,033207539
20.025	2	0,033898305	0,152542373	-0,959956116	0,168538651	0,015996278
20.050	3	0,050847458	0,203389831	-0,891387822	0,186360574	0,017029256
20.100	2	0,033898305	0,237288136	-0,754251234	0,225349189	0,011938946
20.125	1	0,016949153	0,254237288	-0,68568294	0,246456533	0,007780755
20.150	2	0,033898305	0,288135593	-0,617114646	0,268579554	0,019556039
20.175	1	0,016949153	0,305084746	-0,548546352	0,291658406	0,01342634
20.200	2	0,033898305	0,338983051	-0,479978058	0,315621498	0,023361553
20.225	2	0,033898305	0,372881356	-0,411409764	0,340386048	0,032495308
20.250	2	0,033898305	0,406779661	-0,34284147	0,365858863	0,040920798
20.300	1	0,016949153	0,423728814	-0,205704882	0,418510722	0,005218091
20.325	2	0,033898305	0,457627119	-0,137136588	0,445461416	0,012165702
20.350	3	0,050847458	0,508474576	-0,068568294	0,472666629	0,035807948
20.375	1	0,016949153	0,525423729	0	0,5	0,025423729
20.400	2	0,033898305	0,559322034	0,068568294	0,527333371	0,031988662
20.425	2	0,033898305	0,593220339	0,137136588	0,554538584	0,038681755
20.475	1	0,016949153	0,610169492	0,274273176	0,608062652	0,00210684
20.500	1	0,016949153	0,627118644	0,34284147	0,634141137	0,007022493
20.575	1	0,016949153	0,644067797	0,548546352	0,708341594	0,064273798
20.600	2	0,033898305	0,677966102	0,617114646	0,731420446	0,053454344
20.625	2	0,033898305	0,711864407	0,68568294	0,753543467	0,04167906
20.650	2	0,033898305	0,745762712	0,754251234	0,774650811	0,028888099
20.700	1	0,016949153	0,762711864	0,891387822	0,813639426	0,050927561

20.725	2	0,033898305	0,796610169	0,959956116	0,831461349	0,03485118
20.750	3	0,050847458	0,847457627	1,02852441	0,848148393	0,000690766
20.775	1	0,016949153	0,86440678	1,097092704	0,863699565	0,000707214
20.800	1	0,016949153	0,881355932	1,165660998	0,878124233	0,0032317
20.850	1	0,016949153	0,898305085	1,302797586	0,903678062	0,005372978
20.900	3	0,050847458	0,949152542	1,439934174	0,925056988	0,024095554
20.975	1	0,016949153	0,966101695	1,645639057	0,950080953	0,016020741
21.050	1	0,016949153	0,983050847	1,851343939	0,967939956	0,015110892
21.075	1	0,016949153	1	1,919912233	0,972565507	0,027434493

Tabel 4. 3 Hasil perhitungan uji Kolmogorov-Smirnov menggunakan Excel pada Open

X_i	Frekuensi	$f(X_i)$	$F(X_i)$	Z_i	(Z_i)	D_i
19.525	1	0,016949153	0,016949153	-2,27144	0,01156	0,005389
19.575	1	0,016949153	0,033898305	-2,13188	0,016508	0,01739
19.675	1	0,016949153	0,050847458	-1,85276	0,031958	0,018889
19.700	1	0,016949153	0,067796610	-1,78298	0,037295	0,030502
19.900	2	0,033898305	0,101694915	-1,22475	0,110335	0,00864
19.925	1	0,016949153	0,118644068	-1,15497	0,124052	0,005408
19.950	1	0,016949153	0,135593220	-1,08519	0,138919	0,003326
20.000	2	0,033898305	0,169491525	-0,94563	0,172169	0,002677
20.025	1	0,016949153	0,186440678	-0,87585	0,190556	0,004115
20.050	4	0,067796610	0,254237288	-0,80607	0,210101	0,044136
20.100	1	0,016949153	0,271186441	-0,66651	0,252542	0,018645
20.125	1	0,016949153	0,288135593	-0,59673	0,275343	0,012793
20.150	1	0,016949153	0,305084746	-0,52695	0,299113	0,005972
20.175	2	0,033898305	0,338983051	-0,45717	0,323773	0,01521
20.200	1	0,016949153	0,355932203	-0,3874	0,349232	0,006701
20.225	3	0,050847458	0,406779661	-0,31762	0,375388	0,031392
20.250	2	0,033898305	0,440677966	-0,24784	0,40213	0,038548
20.325	3	0,050847458	0,491525424	-0,0385	0,484645	0,00688
20.350	4	0,067796610	0,559322034	0,03128	0,512477	0,046845
20.400	5	0,084745763	0,644067797	0,170839	0,567825	0,076243
20.575	2	0,033898305	0,677966102	0,659294	0,745147	0,067181

20.625	4	0,067796610	0,745762712	0,798853	0,787812	0,042049
20.650	2	0,033898305	0,779661017	0,868632	0,807476	0,027815
20.675	1	0,016949153	0,796610169	0,938412	0,825984	0,029373
20.725	4	0,067796610	0,864406780	1,07797	0,859476	0,00493
20.800	2	0,033898305	0,898305085	1,287308	0,901007	0,002701
20.850	1	0,016949153	0,915254237	1,426867	0,923191	0,007937
20.900	2	0,033898305	0,949152542	1,566426	0,941375	0,007777
21.000	1	0,016949153	0,966101695	1,845543	0,967521	0,001419
21.025	1	0,016949153	0,983050847	1,915322	0,972274	0,010777
21.050	1	0,016949153	1,000000000	1,985102	0,976433	0,023567

Diketahui berdasarkan perhitungan tabel *open* diatas didapatkan Nilai D maksimum sebesar 0,064 sedangkan pada *close* nilai maksimum yang diperoleh sebesar 0,076243. Nilai kritis pada Kolmogorov-Smirnov pada tingkat signifikansi 5% dan jumlah elemen sampel 59 berdasarkan tabel distribusi Kolmogorov-Smirnov adalah 0,216. Berdasarkan perhitungan di atas, baik data "open" maupun data "close" berdistribusi normal pada tingkat signifikansi 5% dengan ukuran sampel 59, karena nilai D maksimum untuk kedua set data lebih kecil dari nilai kritis 0,216.

4.1.2 R Studio

Melalui perhitungan menggunakan Rstudio diperoleh hasil seperti berikut :

```
> # Menampilkan hasil uji metode kolmogorov-smirnov untuk data "open"
> print(ks_result_open)

Asymptotic one-sample kolmogorov-smirnov test

data: data_ggrm$open
D = 0.07981, p-value = 0.8466
alternative hypothesis: two-sided

>
> # Menampilkan hasil uji metode kolmogorov-smirnov untuk data "close"
> print(ks_result_close)

Asymptotic one-sample kolmogorov-smirnov test

data: data_ggrm$close
D = 0.09641, p-value = 0.6431
alternative hypothesis: two-sided
```

Berdasarkan hasil uji Kolmogorov-Smirnov, data "Open" dan "Close" tidak menunjukkan bukti yang cukup untuk menolak hipotesis nol bahwa data berdistribusi normal. Hal ini ditunjukkan oleh nilai p-value yang sangat tinggi, yaitu 0.8466 untuk data "Open" dan 0.6431 untuk data "Close", yang keduanya jauh di atas ambang batas signifikan 0.05. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa baik data "Open" maupun data "Close" berdistribusi normal, sesuai dengan hipotesis awal.

4.2 Identifikasi Data

Proses identifikasi data meliputi dua hal yaitu uji stasioneritas serta melakukan plot *time series* ACF dan PACF. Data yang digunakan adalah data *opening price* dan *closing price*

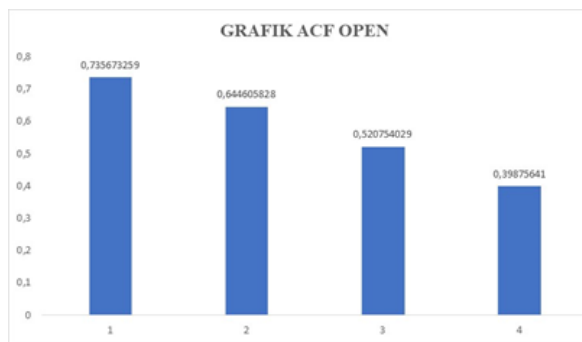
historis PT Gudang Garam Tbk (GGRM) dengan periode waktu dari 6 Desember 2023 sampai dengan 2 Februari 2024. Dalam melakukan analisis data langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan plot data *opening price* dan *closing price* historis PT Gudang Garam Tbk (GGRM) dengan periode waktu dari 6 Desember 2023 sampai dengan 2 Februari 2024.



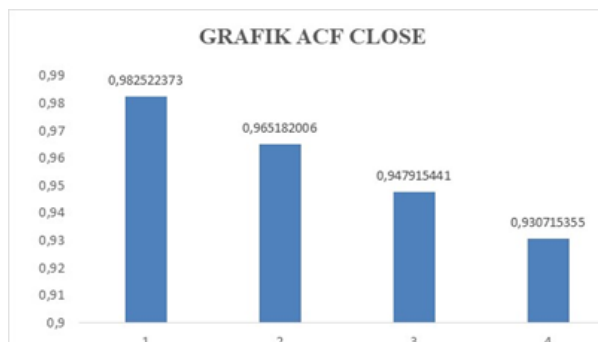
Gambar 4. 1 Grafik Harga Saham PT Gudang Garam Tbk

Berdasarkan plot *time series*, dapat diduga bahwa data belum dalam keadaan yang stasioner baik dalam *mean* ataupun *varians*. Maka dari itu, langkah awal dalam menentukan model ARIMA adalah dengan melakukan uji stasioneritas data. Data dikatakan stasioner apabila rata-rata dan variansnya konstan atau stasioner terjadi apabila tidak ada kenaikan atau penurunan secara tajam pada data tersebut. Analisis stasioneritas data dapat dilakukan menggunakan metode *box cox* dan plot ACF serta plot PACF. Plot ACF dilakukan menggunakan *software* Excel dan RStudio.

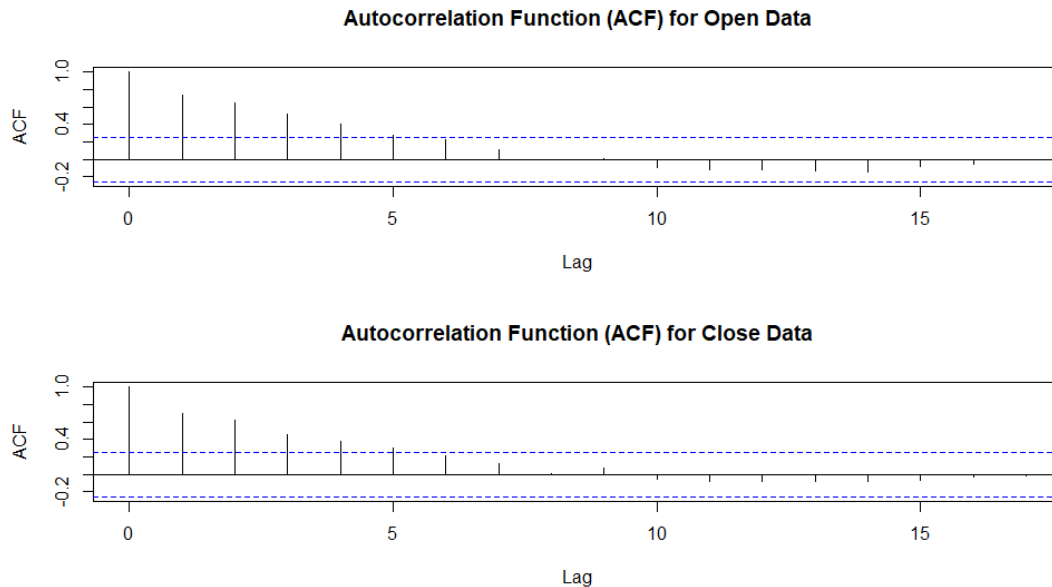
Dalam penentuan model peramalan yang tepat, dapat dilakukan dengan melihat pola data *time series* itu sendiri. Pola *time series* dari saham PT Gudang Garam Tbk dari tanggal 06 Desember 2023 sampai dengan 02 Februari 2024.



Gambar 4. 2 Grafik ACF OPEN



Gambar 4. 3 Grafik ACF CLOSE



Gambar 4. 4 Grafik ACF OPEN dan CLOSE R Studio

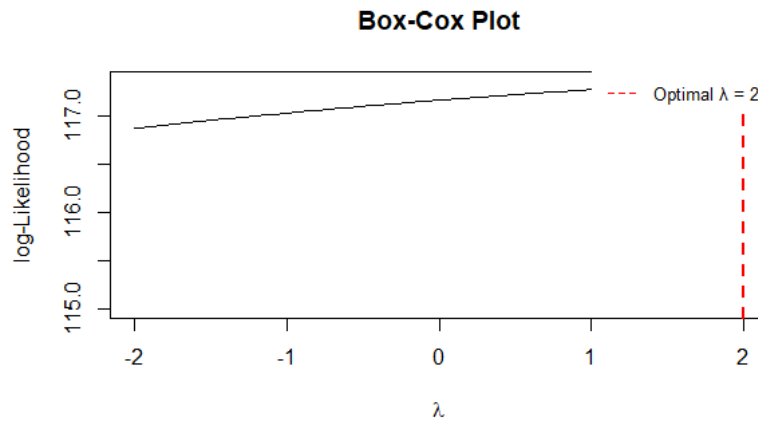
Gambar-gambar tersebut menunjukkan fungsi *Autocorrelation Function* (ACF) untuk harga saham PT Gudang Garam Tbk yang diperoleh dari *excel* dan *Rstudio*. Grafik pada gambar tersebut bergantung pada pola yang terlihat dalam baris grafik. Di mana jika nilai *Autocorrelation Function* (ACF) mendekati 1 ini menunjukkan korelasi yang kuat antara pengamatan pada waktu tertentu dan waktu sebelumnya. Lalu jika nilai *Autocorrelation Function* (ACF) mendekati 0, maka korelasinya lemah. Jadi, dapat kita lihat bahwa terdapat korelasi yang signifikan antara harga *open* pada suatu waktu dengan harga *open* pada waktu sebelumnya, terutama pada *lag* ke-1 dan ke-2. Ini menunjukkan adanya dampak yang berkelanjutan dari harga *open* sebelumnya terhadap harga *open* saat ini. Lalu untuk harga *close* yang korelasinya cenderung lebih rendah juga menunjukkan korelasi yang signifikan pada *lag* ke-1 dan ke-2. Namun, berdasarkan plot ACF yang telah dilakukan dapat dilihat bahwa semua variabel bersifat *dies down* atau bergerak turun lambat. Sehingga hal ini menunjukkan data saham PT Gudang Garam Tbk belum stasioner terhadap *mean*.

Selanjutnya, untuk mengubah data agar stasioner terhadap *varians* dilakukan proses transformasi *Box Cox*. Langkah awal yang dilakukan yaitu mencari nilai Transformasi *Box Cox* memiliki bentuk umum sebagai berikut.

Tabel 4. 4 Bentuk Umum Transformasi Box-Cox

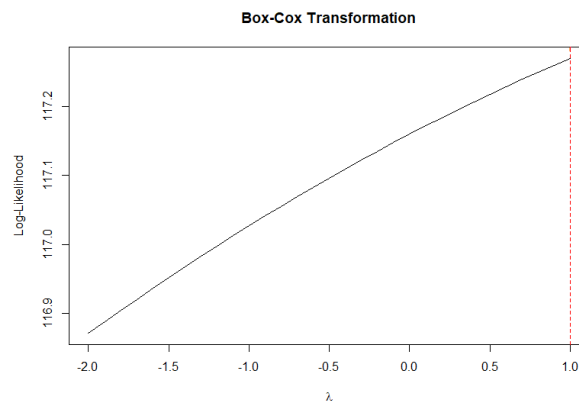
λ	Y^λ	Nama Transformasi
-2	$Y^{-2} = \frac{1}{Y^2}$	Resiprokal Kuadrat
-1	$Y^{-1} = \frac{1}{Y}$	Resiprokal
-0.5	$Y^{-0.5} = \frac{1}{\sqrt{Y}}$	Resiprokal Akar Kuadrat
0	$\ln(Y)$	Logaritma Natural
0.5	\sqrt{Y}	Akar Kuadrat
1	Y	Tanpa Transformasi
2	Y^2	Kuadrat

Transformasi *Box Cox* dilakukan dengan bantuan *software RStudio* sehingga diperoleh grafik sebagai berikut.



Gambar 4. 5 Grafik Transformasi Box Cox di Rstudio

Berdasarkan grafik di atas, diperoleh nilai lambda sebesar 2. Transformasi ini disebut transformasi kuadrat. Sesuai dengan aturan transformasi *Box Cox*, apabila nilai lambda sebesar 2 maka harus ditransformasi pada Y^2 .

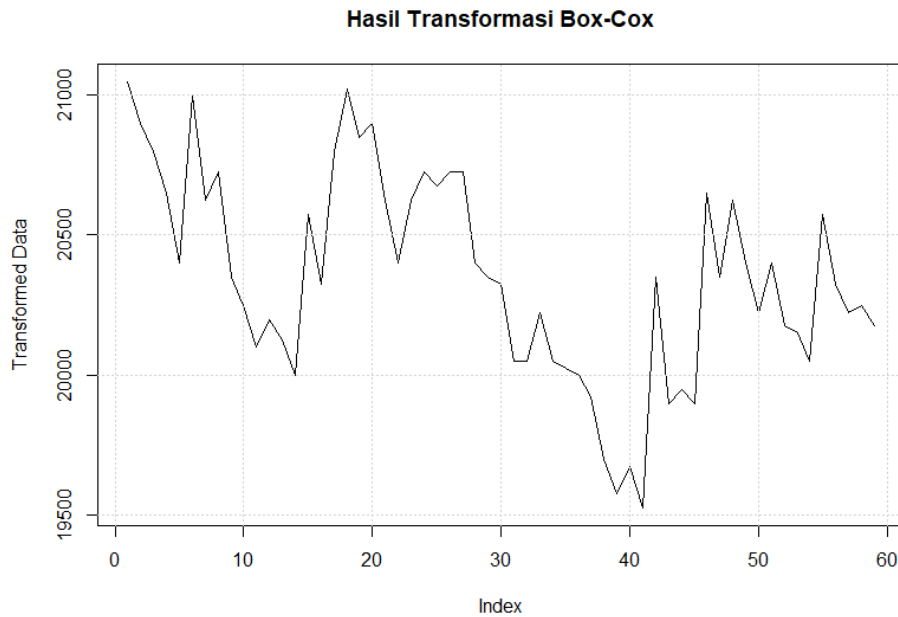


Gambar 4. 6 Grafik hasil Transformasi Box Cox di R Studio

Dari grafik di atas, diperoleh nilai lambda mendekati 1. Sesuai dengan aturan transformasi *Box Cox*, maka nilai lambda tersebut tidak perlu dilakukan transformasi lagi.

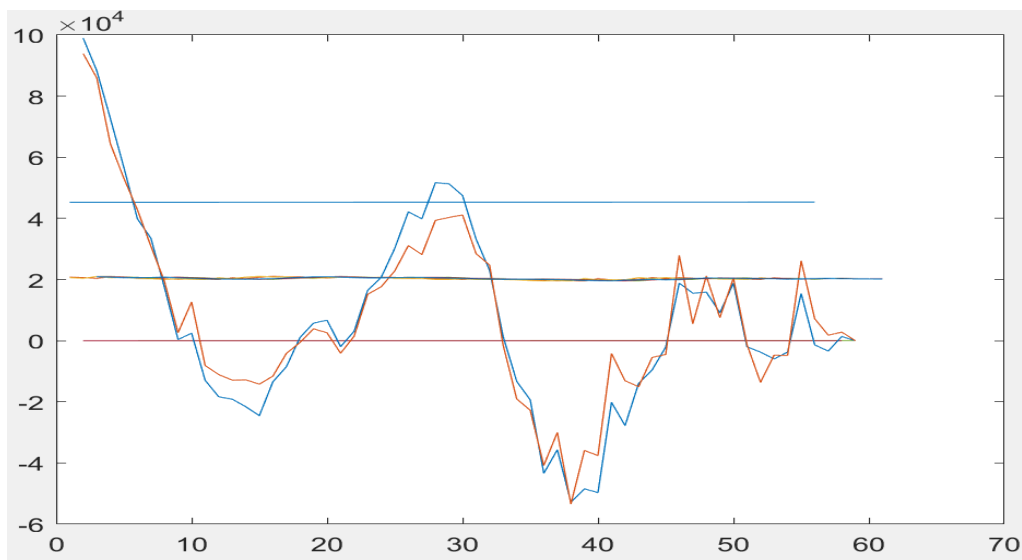
4.3 Perbandingan Transformasi Box-cox

4.3.1 Transformasi Box-Cox dengan R



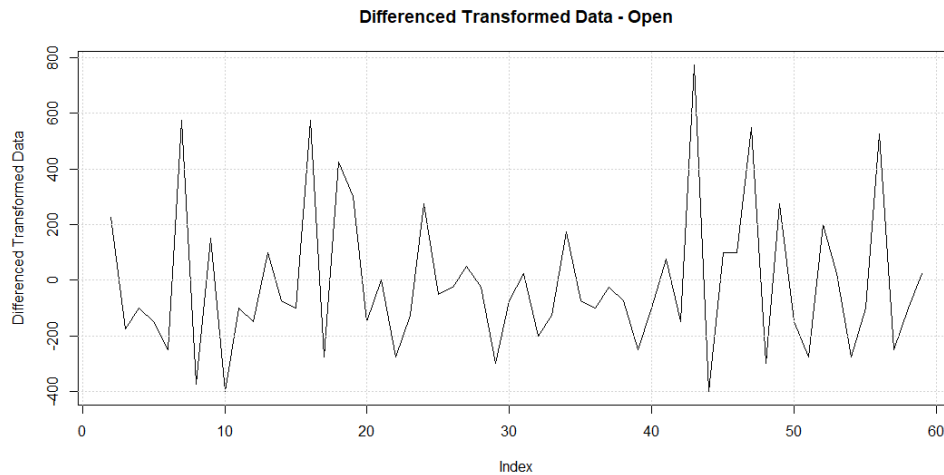
Gambar 4. 7 Grafik Transformasi Box-Cox PT Gudang Garam Tbk dengan R

4.3.2 Transformasi Box-cox dengan MATLAB

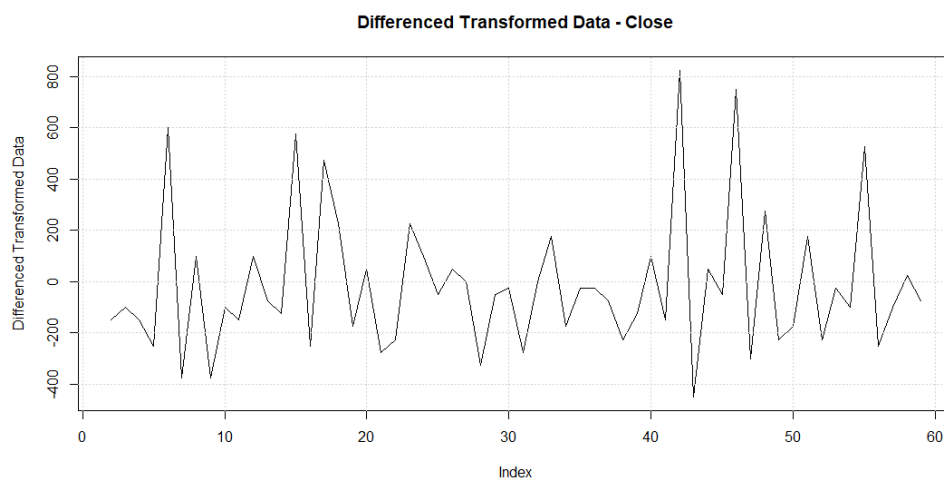


Gambar 4. 8 Grafik Transformasi Box-Cox PT Gudang Garam Tbk dengan MATLAB

Selanjutnya, untuk menstasionerkan data dalam rata-rata (mean), dilakukan proses *differencing* dari data yang telah ditransformasi. Proses ini dapat dilakukan dengan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller atau ADF. Proses ini dilakukan hingga diperoleh *p-value* kurang dari taraf signifikansi yaitu 5%. Jika nilai dari probabilitas atau *p-value* sudah lebih kecil dari pada taraf signifikansi, maka data telah bersifat stasioner terhadap rata-rata. Untuk membantu dalam melakukan uji stasioneritas maka dapat digunakan metode ADF, Uji *Augmented Dickey-Fuller* merupakan jenis uji statistik yang biasa disebut dengan uji unit akar.



Gambar 4. 9 Grafik Stasioneritas harga Saham open PT Gudang Garam Tbk

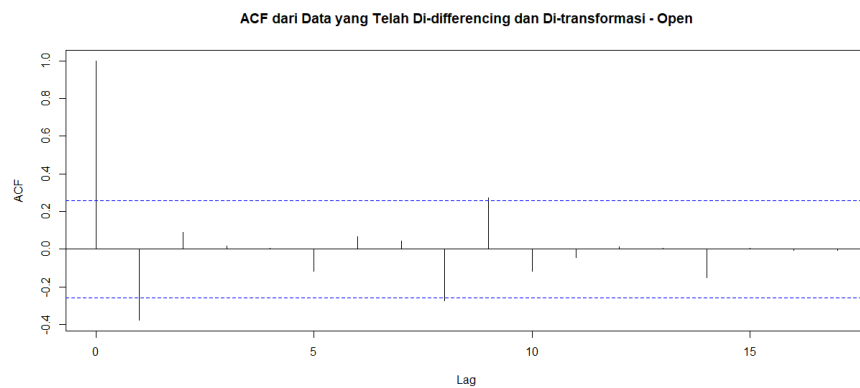


Gambar 4. 10 Grafik Stasioneritas harga Saham open PT Gudang Garam Tbk

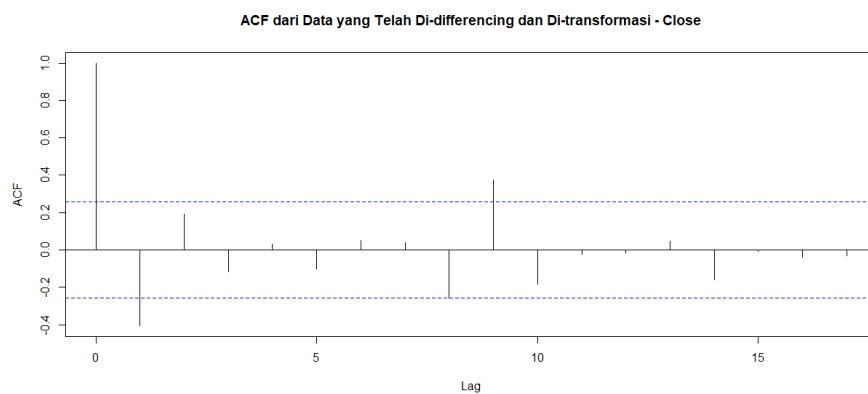
Grafik diatas adalah grafik yang diperoleh melalui perhitungan program RStudio menggunakan ADF, output dari *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) Test, yang digunakan untuk menguji stasioneritas dalam deret waktu (*time series* data). Ketika nilai p pada pengujian ADF lebih besar dari tingkat signifikansi yang ditetapkan (biasanya 0.05), maka kita gagal menolak hipotesis nol (H_0). Dalam konteks ini, H_0 menyatakan bahwa data tidak stasioner. Oleh karena itu, ketika nilai $p > 0.05$, kita tidak memiliki cukup bukti untuk menyimpulkan bahwa data stasioner.

Maka dari itu, setelah sebelumnya dilakukan transformasi boxcox untuk menstasionerkan data dalam varians, sekarang untuk menstasionerkan data dalam rata-rata (mean), dilakukan proses *differencing*. Proses ini dapat dilakukan dengan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller atau ADF. Proses ini dilakukan hingga diperoleh p -value kurang dari taraf signifikansi yaitu 5%. Jika nilai dari probabilitas atau p -value sudah lebih kecil dari pada taraf signifikansi, maka data telah bersifat stasioner terhadap rata-rata, sebagaimana telah kita lakukan pada proses sebelumnya dimana didapat data stasioner pada gambar (4.7 dan 4.8) yang merupakan plot time series yang stasioner setelah dilakukan *differencing*, sehingga data yang kita peroleh saat ini adalah data yang sudah stasioner baik terhadap varians maupun terhadap mean.

Berikut merupakan grafik plot untuk grafik ACF-nya, dengan data yang telah stasioner.



Gambar 4. 11 Grafik ACF Open yang stasioner menggunakan R Studio



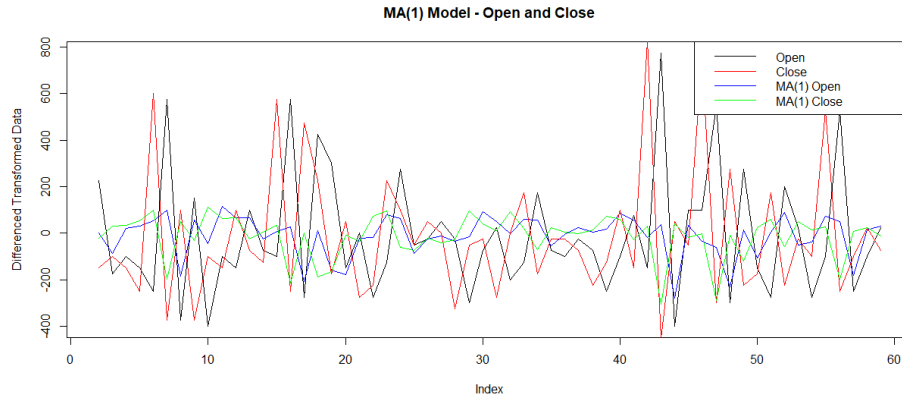
Gambar 4. 12 Grafik ACF Close yang stasioner menggunakan R Studio

4.4 Estimasi Parameter

4.4.1 Moving Average (MA)

Selanjutnya, pada tahap estimasi parameter ditujukan untuk mengestimasi model yang telah diidentifikasi pada sub bab sebelumnya untuk menentukan model mana yang akan digunakan untuk meramalkan harga saham PT Gudang Garam Tbk. Berikut ini adalah estimasi pada model MA(1) dan MA(2) yang dilakukan menggunakan *software* RStudio

```
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk open:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk open:
> print(mse_open)
[1] 57683.06
>
> cat("Log-Likelihood untuk open:\n")
Log-Likelihood untuk open:
> print(log_likelihood_open)
'log Lik.' -400.2868 (df=3)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk open:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk open:
> print(aic_open)
[1] 806.5737
~
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk close:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk close:
> print(mse_close)
[1] 62055.67
>
> cat("Log-Likelihood untuk close:\n")
Log-Likelihood untuk close:
> print(log_likelihood_close)
'log Lik.' -402.409 (df=3)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk close:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk close:
> print(aic_close)
[1] 810.818
```



Gambar 4. 13 Grafik Harga Saham PT Gudang Garam Tbk

Hasil estimasi untuk Model MA(1) pada data 'Open' menunjukkan bahwa koefisien MA(1) (a_1) adalah sebesar -0.3604 dengan Mean Squared Error (MSE) sebesar 57683.06. Log-Likelihood dari model ini adalah -400.2868, dan nilai AIC (Akaike Information Criterion) adalah 806.5737. Sementara itu, hasil estimasi untuk Model MA(1) pada data 'Close' menunjukkan bahwa koefisien MA(1) (a_1) memiliki nilai sebesar -0.3679. MSE untuk model ini adalah 62055.67, dengan Log-Likelihood sebesar -402.409, dan nilai AIC sebesar 810.818.

```
Mean Squared Error (MSE) untuk MA(2) - Open:
> print(mse_open_ma2)
[1] 56895.49
>
> cat("Log-Likelihood untuk MA(2) - Open:\n")
Log-Likelihood untuk MA(2) - Open:
> print(log_likelihood_open_ma2)
'log Lik.' -399.9016 (df=4)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk MA(2) - Open:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk MA(2) - Open:
> print(aic_open_ma2)
[1] 807.8032
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk MA(2) - Close:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk MA(2) - Close:
> print(mse_close_ma2)
[1] 61160.78
>
> cat("Log-Likelihood untuk MA(2) - Close:\n")
Log-Likelihood untuk MA(2) - Close:
> print(log_likelihood_close_ma2)
'log Lik.' -401.99 (df=4)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk MA(2) - Close:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk MA(2) - Close:
> print(aic_close_ma2)
[1] 811.98
```



Gambar 4. 14 Grafik Harga Saham PT Gudang Garam Tbk

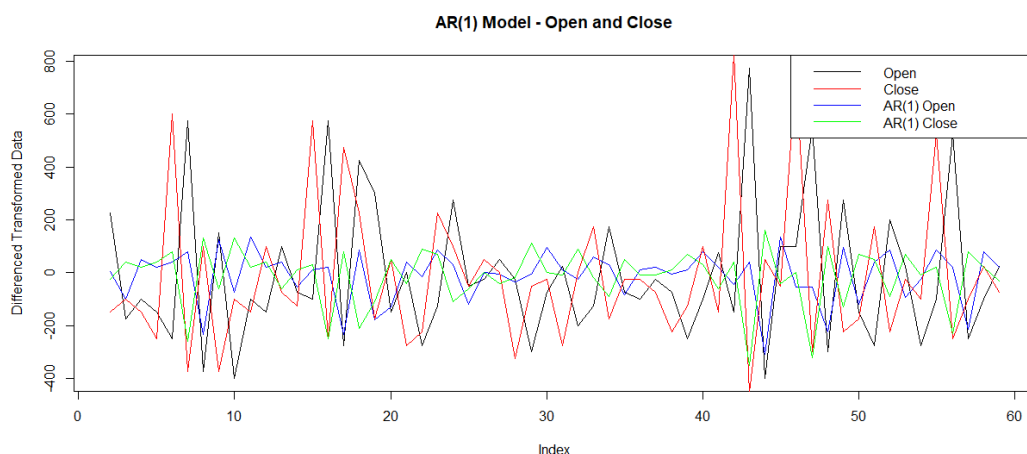
Sedangkan, hasil estimasi model MA(2) pada data 'Open' memiliki koefisien MA(1) (a_1) sebesar -0.3979, koefisien MA(2) (a_2) sebesar 0.1281, Mean Squared Error (MSE) sebesar 56895.49, Log-Likelihood -399.9016, dan AIC (Akaike Information Criterion) sebesar 807.8032. Sedangkan untuk model MA(2) pada data 'Close', koefisien MA(1) (a_1) adalah -0.3753, koefisien MA(2) (a_2) adalah 0.1266, Mean Squared Error (MSE) adalah 61160.78, Log-Likelihood adalah -401.99, dan AIC (Akaike Information Criterion) adalah 811.98.

4.4.2 AR (1)

Hasil estimasi untuk model AR(1) yang diperoleh menggunakan software RStudio dan berikut adalah hasilnya.

```
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk AR(1) - Open:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk AR(1) - Open:
> print(mse_open_ar1)
[1] 57200.08
>
> cat("Log-Likelihood untuk AR(1) - Open:\n")
Log-Likelihood untuk AR(1) - Open:
> print(log_likelihood_open_ar1)
'log Lik.' -400.0503 (df=3)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(1) - Open:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(1) - Open:
> print(aic_open_ar1)
[1] 806.1006
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk AR(1) - Close:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk AR(1) - Close:
> print(mse_close_ar1)
[1] 60514.33
>
> cat("Log-Likelihood untuk AR(1) - Close:\n")
Log-Likelihood untuk AR(1) - Close:
> print(log_likelihood_close_ar1)
'log Lik.' -401.6949 (df=3)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(1) - Close:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(1) - Close:
> print(aic_close_ar1)
[1] 809.3897
```

Dari hasil running di atas, diperoleh Hasil estimasi model AR(1) pada data 'Open' memiliki koefisien AR(1) (a_1) sebesar -0.3774, Mean Squared Error (MSE) sebesar 57200.08, Log-Likelihood -400.0503, dan AIC (Akaike Information Criterion) sebesar 806.1006. Sedangkan untuk model AR(1) pada data 'Close', koefisien AR(1) (a_1) adalah -0.4017, Mean Squared Error (MSE) adalah 60514.33, Log-Likelihood adalah -401.6949, dan AIC (Akaike Information Criterion) adalah 809.3897.



Gambar 4. 15 Grafik Model AR (1) untuk Data OPEN dan CLOSE

4.4.3 AR (2)

Hasil estimasi untuk model AR(2) yang diperoleh menggunakan software RStudio dan berikut adalah hasilnya

```

> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk AR(2) - Open:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk AR(2) - Open:
> print(mse_open_ar2)
[1] 56981.15
>
> cat("Log-Likelihood untuk AR(2) - Open:\n")
Log-Likelihood untuk AR(2) - Open:
> print(log_likelihood_open_ar2)
'log Lik.' -399.9428 (df=4)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(2) - Open:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(2) - Open:
> print(aic_open_ar2)
[1] 807.8856
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk AR(2) - Close:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk AR(2) - Close:
> print(mse_close_ar2)
[1] 60469.43
>
> cat("Log-Likelihood untuk AR(2) - Close:\n")
Log-Likelihood untuk AR(2) - Close:
> print(log_likelihood_close_ar2)
'log Lik.' -401.6738 (df=4)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(2) - Close:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(2) - Close:
> print(aic_close_ar2)
[1] 811.3477

```

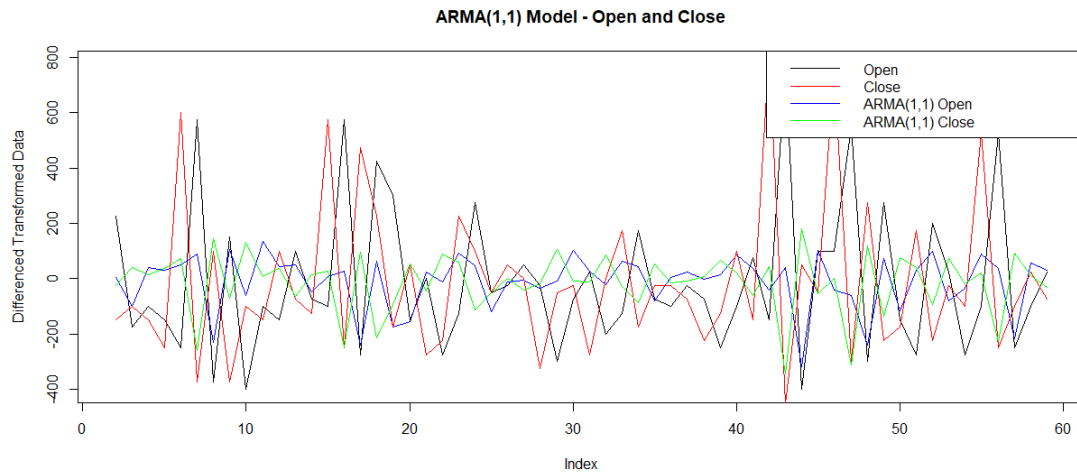
Dari hasil running di atas, , diperoleh hasil bahwa model AR(2) pada data 'Open' memiliki nilai koefisien AR(1) sebesar -0.4003 dan koefisien AR(2) sebesar -0.0603, dengan mean sebesar -11.6515. Log-likelihood untuk model ini adalah -399.9428, dan nilai Akaike Information Criterion (AIC) adalah 807.8856. Sementara itu, model AR(2) pada data 'Close' menunjukkan nilai koefisien AR(1) sebesar -0.3906 dan koefisien AR(2) sebesar 0.0266, dengan mean sebesar -14.1973. Log-likelihood untuk model ini adalah -401.6738, dan nilai Akaike Information Criterion (AIC) adalah 811.3477.



Gambar 4. 16 Grafik Model AR (2) untuk Data OPEN dan CLOSE

4.4.4 ARMA(1,1)

Berikut adalah hasil estimasi untuk model ARMA(1,1) yang diperoleh menggunakan software Rstudio,

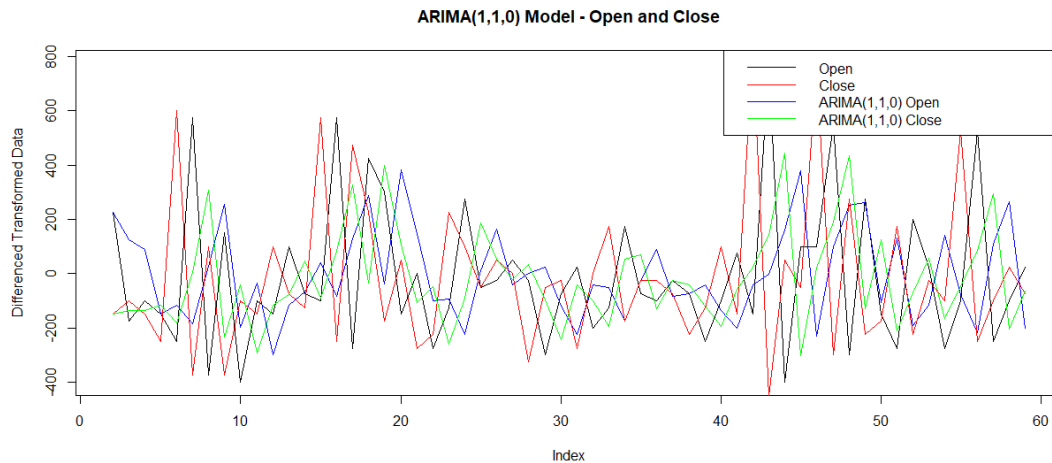


Gambar 4. 17 Grafik Model ARMA (1,1) untuk Data OPEN dan CLOSE

```
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk ARMA(1,1) - Open:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk ARMA(1,1) - Open:
> print(mse_open_armai1)
[1] 57022.4
>
> cat("Log-Likelihood untuk ARMA(1,1) - Open:\n")
Log-Likelihood untuk ARMA(1,1) - Open:
> print(log_likelihood_open_armai1)
'log Lik.' -399.9628 (df=4)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARMA(1,1) - Open:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARMA(1,1) - Open:
> print(aic_open_armai1)
[1] 807.9256
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk ARMA(1,1) - Close:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk ARMA(1,1) - Close:
> print(mse_close_armai1)
[1] 60460.68
>
> cat("Log-Likelihood untuk ARMA(1,1) - Close:\n")
Log-Likelihood untuk ARMA(1,1) - Close:
> print(log_likelihood_close_armai1)
'log Lik.' -401.6698 (df=4)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARMA(1,1) - Close:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARMA(1,1) - Close:
> print(aic_close_armai1)
[1] 811.3395
```

Dari hasil running di atas, model ARMA(1,1) pada data 'Open' menunjukkan nilai koefisien AR(1) sebesar -0.2683, koefisien MA(1) sebesar -0.1285, dan mean sebesar -11.6191. Log-likelihood untuk model ini adalah -399.9628, dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) sebesar 807.9256. Sementara itu, model ARMA(1,1) pada data 'Close' memiliki koefisien AR(1) sebesar -0.4666, koefisien MA(1) sebesar 0.0783, dan mean sebesar -14.1918. Log-likelihood untuk model ini adalah -401.6698, dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) sebesar 811.3395.

4.4.5 ARIMA(1,1,0)



Gambar 4. 18 Grafik Model ARIMA (1,1,0) untuk Data OPEN dan CLOSE

```
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk ARIMA(1,1,0) - Open:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk ARIMA(1,1,0) - Open:
> print(mse_open_arima110)
[1] 101324.7
>
> cat("Log-Likelihood untuk ARIMA(1,1,0) - Open:\n")
Log-Likelihood untuk ARIMA(1,1,0) - Open:
> print(log_likelihood_open_arima110)
'log Lik.' -410.1584 (df=2)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARIMA(1,1,0) - Open:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARIMA(1,1,0) - Open:
> print(aic_open_arima110)
[1] 824.3167
>
> cat("Mean Squared Error (MSE) untuk ARIMA(1,1,0) - Close:\n")
Mean Squared Error (MSE) untuk ARIMA(1,1,0) - Close:
> print(mse_close_arima110)
[1] 100325
>
> cat("Log-Likelihood untuk ARIMA(1,1,0) - Close:\n")
Log-Likelihood untuk ARIMA(1,1,0) - Close:
> print(log_likelihood_close_arima110)
'log Lik.' -409.9241 (df=2)
>
> cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARIMA(1,1,0) - Close:\n")
Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARIMA(1,1,0) - Close:
> print(aic_close_arima110)
[1] 823.8481
```

Dari hasil running di atas, model ARIMA(1,1,0) pada data 'Open' menunjukkan nilai koefisien AR(1) sebesar -0.6632. Model ini tidak memiliki komponen MA karena MA ordernya (0,1,0). Log-likelihood untuk model ini adalah -410.1584, dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) sebesar 824.3167. Sementara itu, model ARIMA(1,1,0) pada data 'Close' memiliki koefisien AR(1) sebesar -0.7010. Sama seperti sebelumnya, model ini juga tidak memiliki komponen MA karena ordernya (0,1,0). Log-likelihood untuk model ini adalah -409.9241, dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) sebesar 823.8481.

4.5 Diagnosa Model

Setelah dilakukan proses estimasi parameter model maka selanjutnya tahap yang akan dilakukan adalah tahap diagnosis. Tahap ini dilakukan untuk mendiagnosis model yang paling sesuai. Dalam tahap ini, dilakukan dua uji yaitu uji asumsi *white noise* dan uji distribusi normal. Berikut merupakan hasil uji pada tahap diagnosa model.

4.5.1 Uji Asumsi White Noise

Pengujian yang digunakan untuk menguji asumsi residual white noise adalah pengujian Ljung-Box dengan taraf signifikan sebesar 5%. Pengujian ini menggunakan hipotesis H_0 adalah residual *white noise* dan H_1 adalah residual yang tidak *white noise*.

Hipotesis H_0 diterima jika residual memiliki p -value yang lebih besar dari taraf signifikansi. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan *software* RStudio dan diperoleh hasil sebagai berikut.

```
Uji white noise pada residu MA(1):
Ljung-Box Test Statistic: 12.146480593041874
p-value: 0.27537274469048534
```

Gambar 4. 19 Hasil Uji White Noise Model MA(1)

Pada gambar 4.15 di atas, terlihat bahwa nilai probabilitas atau p -value dari residual model MA(1) adalah sebesar 0,27537274469048534 dan tingkat signifikansi yang digunakan adalah 5%. Karena nilai probabilitas lebih besar dari tingkat signifikansi maka hipotesis H_0 tidak ditolak yang artinya tidak terdapat gejala autokorelasi pada residual model MA(1) atau residual model MA(1) memenuhi asumsi *white noise*.

```
Uji white noise pada residu MA(2):
Ljung-Box Test Statistic: 10.890488824468708
p-value: 0.36611340324737657
```

Gambar 4. 20 Hasil Uji White Noise Model MA(2)

Pada gambar 4.16 di atas, juga terlihat bahwa nilai probabilitas atau p -value dari residual model MA(2) adalah sebesar 0,36611340324737657 dan tingkat signifikansi yang digunakan adalah 5%. Karena nilai probabilitas lebih besar dari tingkat signifikansi maka hipotesis H_0 tidak ditolak yang artinya tidak terdapat gejala autokorelasi pada residual model MA(2) atau residual model MA(2) memenuhi asumsi *white noise*.

```
Uji white noise pada residu AR(1):
Ljung-Box Test Statistic: 10.569053879125198
p-value: 0.39206229272550136
```

Gambar 4. 21 Hasil Uji White Noise Model AR(1)

Pada gambar 4.17 di atas, juga terlihat bahwa nilai probabilitas atau p -value dari residual model AR(1) adalah sebesar 0,39206229272550136 dan tingkat signifikansi yang digunakan adalah 5%. Karena nilai probabilitas lebih besar dari tingkat signifikansi maka hipotesis H_0 tidak ditolak yang artinya tidak terdapat gejala autokorelasi pada residual model AR(1) atau residual model AR(1) memenuhi asumsi *white noise*.

```
Uji white noise pada residu AR(2):
Ljung-Box Test Statistic: 10.976476619404101
p-value: 0.359353631873301
```

Gambar 4. 22 Hasil Uji White Noise Model AR(2)

Pada gambar 4.18 di atas, juga terlihat bahwa nilai probabilitas atau p -value dari residual model AR(2) adalah sebesar 0,359353631873301 dan tingkat signifikansi yang digunakan adalah 5%. Karena nilai probabilitas lebih besar dari tingkat signifikansi maka hipotesis H_0 tidak ditolak yang artinya tidak terdapat gejala autokorelasi pada residual model AR(2) atau residual model AR(2) memenuhi asumsi *white noise*.

```
Uji white noise pada residu ARMA(1,1):
Ljung-Box Test Statistic: 11.0774340622925
p-value: 0.35151709713085405
```

Gambar 4. 23 Hasil Uji White Noise Model ARMA(1,1)

Pada gambar 4.19 di atas, juga terlihat bahwa nilai probabilitas atau *p-value* dari residual model ARMA(1,1) adalah sebesar 0,35151709713085405 dan tingkat signifikansi yang digunakan adalah 5%. Karena nilai probabilitas lebih besar dari tingkat signifikansi maka hipotesis H_0 tidak ditolak yang artinya tidak terdapat gejala autokorelasi pada residual model ARMA(1,1) atau residual model ARMA(1,1) memenuhi asumsi *white noise*. Sehingga, dari uji asumsi *white noise* yang dilakukan terhadap lima model yang dipilih, dapat disimpulkan bahwa kelima model tersebut memenuhi uji asumsi *white noise* yaitu model MA(1), model MA(2), model AR(1), model AR(2) dan model ARMA(1,1).

```
Uji white noise pada residu ARIMA(1,1,0):
Ljung-Box Test Statistic: 0.12122133690202648
p-value: 0.9999999935189664
```

Gambar 4. 24 Hasil Uji White Noise Model ARIMA(1,1,0)

Pada gambar 4.20 di atas, juga terlihat bahwa nilai probabilitas atau *p-value* dari residual model ARIMA(1,1,0) adalah sebesar 0.9999999935189664 dan tingkat signifikansi yang digunakan adalah 5%. Karena nilai probabilitas lebih besar dari tingkat signifikansi maka hipotesis H_0 tidak ditolak yang artinya tidak terdapat gejala autokorelasi pada residual model ARIMA(1,1,0) atau residual model ARMA(1,1,0). memenuhi asumsi *white noise*. Sehingga, dari uji asumsi *white noise* yang dilakukan terhadap lima model yang dipilih, dapat disimpulkan bahwa kelima model tersebut memenuhi uji asumsi *white noise* yaitu model MA(1), model MA(2), model AR(1), model AR(2) , model ARMA(1,1), dan model ARIMA(1,1,0)

4.5.2 Uji Distribusi Normal

Setelah melakukan pengujian residual white noise selanjutnya dilakukan pengujian residual distribusi normal menggunakan Kolmogorov-Smirnov (Lilliefors). Uji ini juga menggunakan taraf signifikansi yaitu 5% dengan hipotesis H_0 berupa residual yang berdistribusi normal dan H_1 yaitu residual yang tidak berdistribusi normal. Hipotesis H_0 diterima jika residual memiliki *p-value* yang lebih besar dari taraf signifikansi. Sama seperti uji asumsi *white noise*, uji asumsi kenormalan juga dilakukan menggunakan *software* RStudio. Dari uji yang telah dilakukan, diperoleh hasil sebagai berikut.

```
Hasil Uji Distribusi Normal:
ARIMA(1,1,0):
Kolmogorov-Smirnov Test Statistic: 0.6949152019882158
p-value: 5.290648423804057e-29

MA(1):
Kolmogorov-Smirnov Test Statistic: 0.5932203389830508
p-value: 2.479369066419112e-20

AR(1):
Kolmogorov-Smirnov Test Statistic: 0.6271186440677966
p-value: 5.745384972412357e-23

ARMA(1,1):
Kolmogorov-Smirnov Test Statistic: 0.6440677966101694
p-value: 2.2486807494304532e-24

AR(2):
Kolmogorov-Smirnov Test Statistic: 0.6440677966101694
p-value: 2.2486807494304532e-24

MA(2):
Kolmogorov-Smirnov Test Statistic: 0.508467132862775
p-value: 1.1509048901855496e-14
```

Gambar 4. 25 Hasil Uji Normalitas Model

Pada gambar tersebut, terlihat bahwa nilai *p-value* untuk setiap model lebih besar dari taraf signifikansi yaitu 5% atau 0,05. Sehingga hipotesis H_0 diterima untuk semua model yang artinya bahwa semua model yang dipilih memenuhi uji asumsi kenormalan.

4.5.3 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dapat dilihat dari nilai AIC masing-masing model. Nilai AIC yang semakin kecil menandakan bahwa model tersebut semakin baik untuk digunakan. Perhitungan nilai AIC dilakukan menggunakan *software* RStudio dan didapatkan hasil untuk masing-masing model yang telah memenuhi uji asumsi *white noise* dan uji normalitas adalah sebagai berikut.

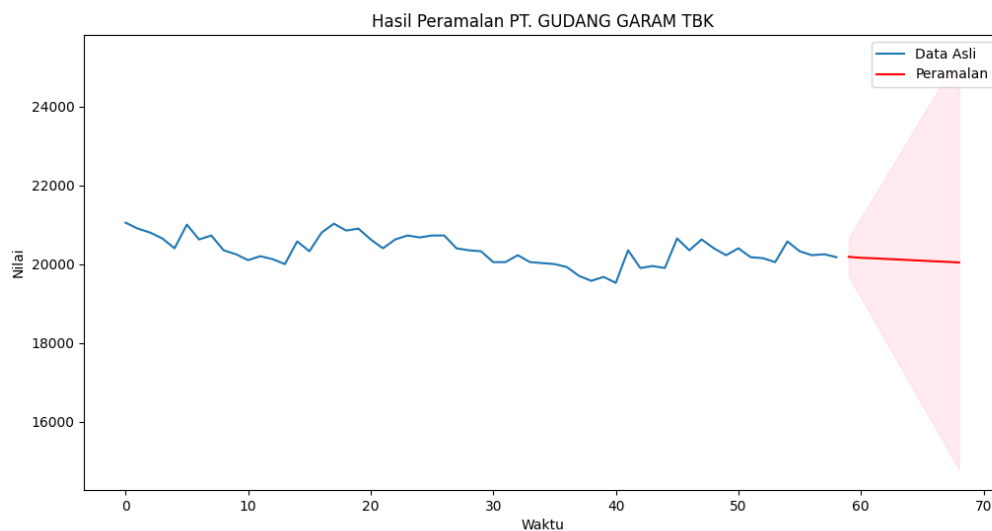
Tabel 4. 5 Nilai AIC dan BIC

Model	Nilai AIC	Nilai BIC
MA(1)	810,818	812,9088
MA(2)	811,98	816,9701
AR (1)	809,3897	813,1705
AR(2)	811,3477	817,0122
ARMA(1,1)	811,3395	816,9821
ARIMA(1,1,0)	807,7593	813,1705

Dari tabel di atas, dapat disimpulkan bahwa model yang memiliki nilai AIC terkecil adalah model AR(1). Sehingga model terbaik yang dapat digunakan untuk peramalan data saham PT. Gudang Garam adalah model AR(1).

4.6 Peramalan Menggunakan Model Terpilih

Berdasarkan perhitungan sebelumnya, diperoleh model terbaik untuk peramalan harga saham PT Gudang Garam Tbk adalah model AR(1). Selanjutnya, akan dilakukan pengecekan melalui peramalan menggunakan keenam model terpilih melalui uji *white noise*, sehingga didapatkan hasil peramalan saham PT Gudang Garam Tbk sebagai berikut.



Gambar 4. 26 Hasil Peramalan PT. GUDANG GARAM TBK

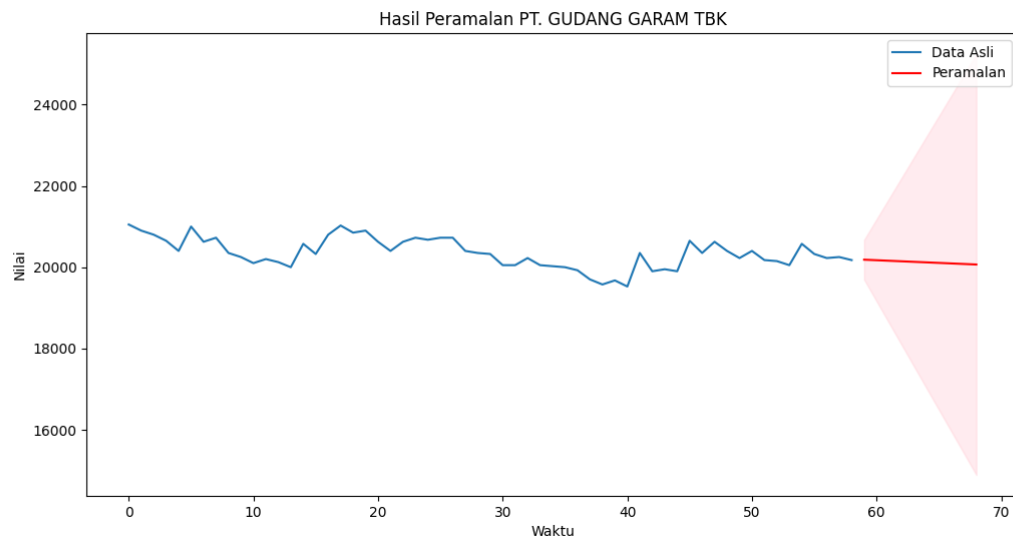
Secara lebih rinci, hasil peramalan PT. Gudang Garam Tbk dengan AR (1) disajikan dalam tabel seperti berikut.

Tabel 4. 6 Hasil Peramalan Menggunakan AR(1) PT.GUDANG GARAM TBK

Tanggal	Bulan	2024
3	Februari	20.183
4		20.159
5		20.148
6		20.131
7		20.116
8		20.101
9		20.086
10		20.071
11		20.056

12	20.041
----	--------

Berikut adalah gambar dan tabel Hasil Peramalan Menggunakan MA (1) PT.GUDANG GARAM TBK



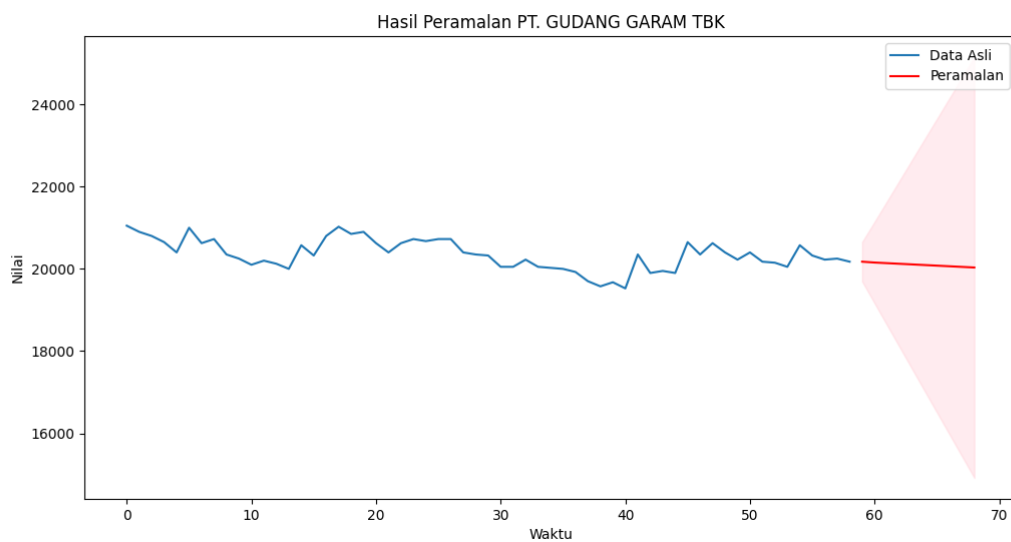
Gambar 4. 27 Hasil Peramalan Menggunakan MA (1) PT.GUDANG GARAM TBK

Tabel 4. 7 Hasil Peramalan Menggunakan MA (1) PT.GUDANG GARAM TBK

Tanggal	Bulan	2024
3	Februari	20.184
4		20.171
5		20.158
6		20.145
7		20.132
8		20.118
9		20.105

10	20.092
11	20.079
12	20.066

Berikut adalah gambar dan tabel hasil peramalan menggunakan MA (2) PT.GUDANG GARAM TBK



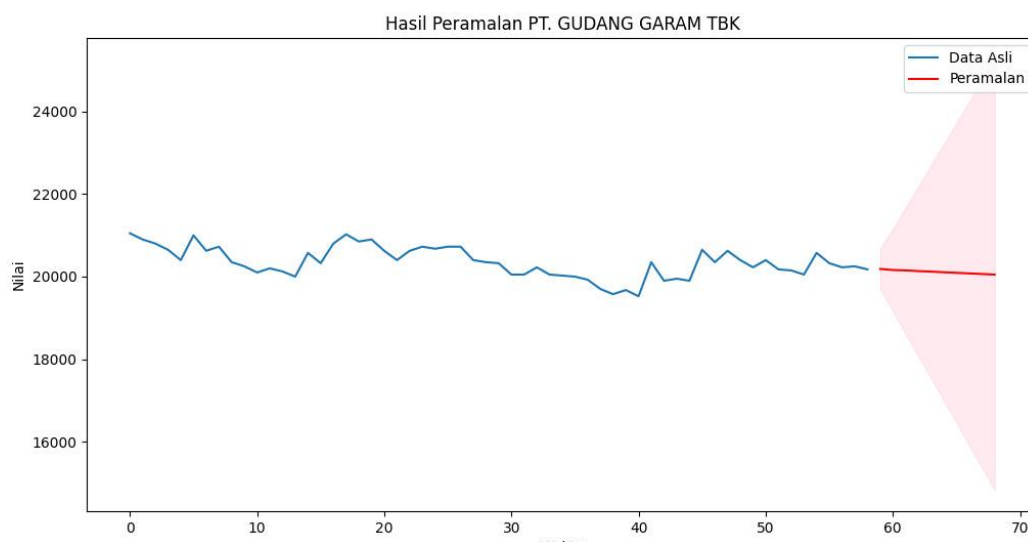
Gambar 4. 28 Hasil Peramalan Menggunakan MA (2) PT.GUDANG GARAM TBK

Tabel 4. 8 Hasil Peramalan Menggunakan MA (2) PT.GUDANG GARAM TBK

Tanggal	Bulan	2024
3	Februari	20.174
4		20.154
5		20.138
6		20.123
7		20.108

8	20.093
9	20.078
10	20.063
11	20.048
12	20.033

Berikut adalah gambar dan tabel hasil peramalan menggunakan AR (2) PT.Gudang Garam TBK



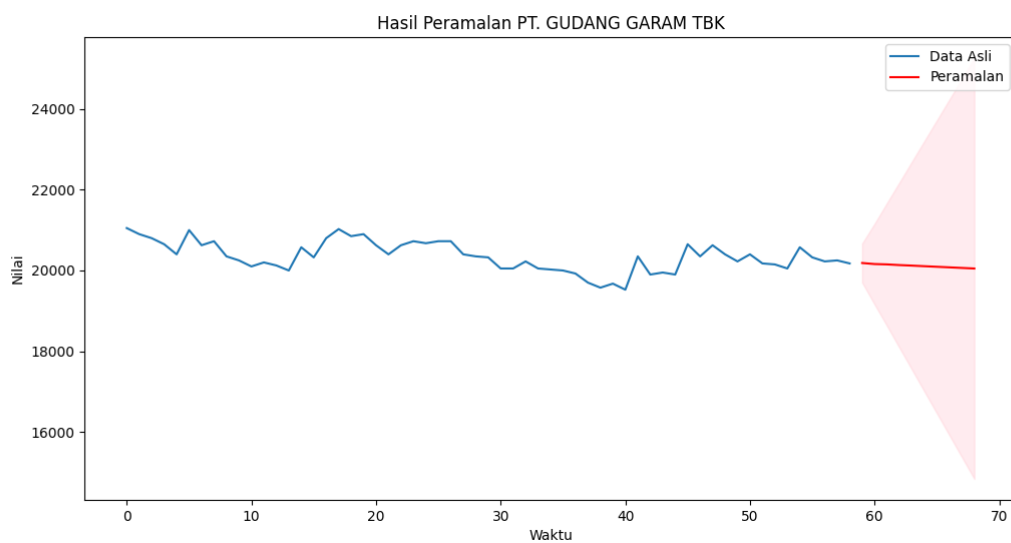
Gambar 4. 29 Hasil Peramalan Menggunakan AR (2) PT.GUDANG GARAM TBK

Tabel 4. 9 Hasil Peramalan Menggunakan AR (2) PT.GUDANG GARAM TBK

Tanggal	Bulan	2024
3	Februari	20.237
4		20.245
5		20.269
6		20.284
7		20.299

8	20.311
9	20.322
10	20.332
11	20.340
12	20.347

Berikut adalah gambar dan tabel hasil peramalan menggunakan ARMA (1,1) PT.Gudang Garam TBK



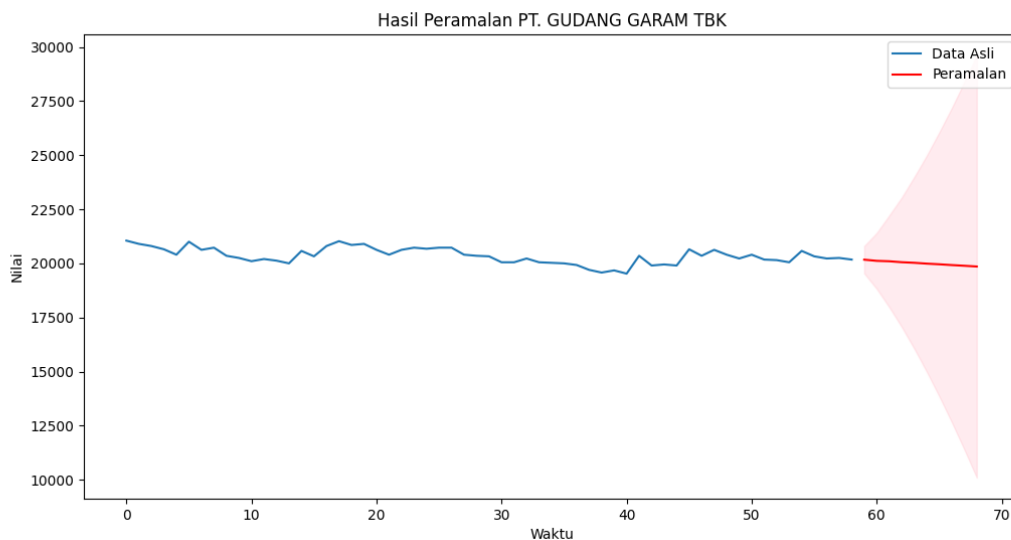
Gambar 4. 30 Hasil Peramalan Menggunakan ARMA (1,1) PT.GUDANG GARAM TBK

Tabel 4. 10 Hasil Peramalan Menggunakan ARMA (1,1) PT.GUDANG GARAM TBK

Tanggal	Bulan	2024
3	Februari	20.185
4		20.159
5		20.150

6	20.134
7	20.121
8	20.106
9	20.092
10	20.077
11	20.063
12	20.049

Berikut adalah gambar dan tabel hasil peramalan menggunakan ARIMA (1,1,0) PT.Gudang Garam TBK



Gambar 4. 31 Hasil Peramalan Menggunakan ARIMA (1,1,0) PT.GUDANG GARAM TBK

Tabel 4. 11 Hasil Peramalan Menggunakan ARIMA (1,1,0) PT.GUDANG GARAM TBK

Tanggal	Bulan	2024
3		20.170

4	Februari	20.116
5		20.096
6		20.052
7		20.026
8		19.987
9		19.957
10		19.921
11		19.889
12		19.854

Dari hasil peramalan di atas, dapat disimpulkan bahwa selama sepuluh hari ke depan, harga saham PT Gudang Garam Tbk berdasarkan model terbaiknya yaitu AR(1), diprediksi bahwa harga saham berada pada kisaran 20.041 hingga 20.183 dan cenderung stabil. Jika harga saham PT Gudang Garam Tbk stabil secara konstan, maka ada beberapa dampak yang dapat terjadi yaitu sebagai berikut.

- Stabilitas harga saham akan memberikan kepastian terkait nilai investasi kepada investor. Investor akan dapat merencanakan strategi investasi mereka dengan lebih baik karena harga saham yang stabil memungkinkan mereka untuk memproyeksikan dan memprediksi nilai investasi yang tetap.
- Harga saham yang stabil dapat mendorong kepercayaan investor. Kondisi ini memberikan kepastian kepada investor bahwa nilai investasi mereka tidak akan mengalami fluktuasi besar secara tiba-tiba, sehingga meningkatkan kepercayaan dan dorongan untuk melakukan investasi jangka panjang.
- Stabilitas harga saham memungkinkan individu dan perusahaan untuk merencanakan keuangan mereka dengan lebih baik. Dengan memperkirakan harga saham yang stabil, mereka dapat melakukan perencanaan jangka panjang terkait investasi, dividen, dan keputusan keuangan lainnya.
- Harga saham yang stabil dapat memberikan kepercayaan kepada pelaku pasar dan masyarakat secara keseluruhan. Ini dapat menciptakan suasana yang stabil dalam pasar saham, mengurangi ketidakpastian, dan mendorong pertumbuhan investasi yang berkelanjutan.

Jika harga saham PT Gudang Garam Tbk stabil, ada beberapa langkah yang dapat diambil oleh individu dan perusahaan. Berikut adalah beberapa tindakan yang dapat dilakukan.

- Dengan harga saham yang stabil, ini bisa menjadi waktu yang baik untuk mempertimbangkan investasi jangka panjang sehingga individu dan perusahaan dapat memaksimalkan peluang investasi.
- Stabilitas harga saham memungkinkan individu dan perusahaan untuk merencanakan keuangan mereka dengan lebih baik termasuk dalam mengelola portofolio investasi, dividen, dan pengeluaran.
- Jika memiliki saham PT Gudang Garam Tbk, stabilnya harga saham bisa menjadi kesempatan untuk mengevaluasi ulang kondisi portofolio dengan mempertimbangkan opsi rebalancing agar mendapatkan keuntungan yang lebih optimal.

4.7 Presentase Error menggunakan MAPE

Setelah mendapatkan hasil peramalan maka dilakukan perhitungan untuk menghitung presentase *Error* dari perbandingan pada nilai realisasinya dan peramalannya untuk mengetahui berapa persen keberhasilan kelompok kami dalam meramalkan saham PT Gudang Garam. Untuk perinciannya dapat dilihat di tabel berikut.

Tabel 4. 12 Presentase Error pada MA(1)

MOVING AVERAGE 1			
Date	Close	Forecasting	MAPE
2/2/2024	19675	20184	2.59%
2/5/2024	19525	20171	3.31%
2/6/2024	20350	20158	0.94%
2/7/2024	19900	20145	1.23%
2/12/2024	19950	20132	0.91%
2/13/2024	19900	20118	1.10%
2/15/2024	20650	20105	2.64%
2/16/2024	20350	20092	1.27%
2/19/2024	20625	20079	2.65%
2/20/2024	20400	20066	1.64%

Tabel 4. 13 Presentase Error pada MA(2)

MOVING AVERAGE 2			
Date	Close	Forecasting	MAPE
2/2/2024	19675	20174	2.54%
2/5/2024	19525	20154	3.22%
2/6/2024	20350	20138	1.04%
2/7/2024	19900	20123	1.12%
2/12/2024	19950	20108	0.79%
2/13/2024	19900	20093	0.97%
2/15/2024	20650	20078	2.77%
2/16/2024	20350	20063	1.41%
2/19/2024	20625	20048	2.80%
2/20/2024	20400	20033	1.80%

Tabel 4. 14 Presentase Error pada AR(1)

AR(1)			
Date	Close	Forecasting	MAPE
2/2/2024	19675	20183	2.58%
2/5/2024	19525	20159	3.25%
2/6/2024	20350	20148	0.99%
2/7/2024	19900	20131	1.16%
2/12/2024	19950	20116	0.83%
2/13/2024	19900	20101	1.01%
2/15/2024	20650	20086	2.73%
2/16/2024	20350	20071	1.37%
2/19/2024	20625	20056	2.76%
2/20/2024	20400	20041	1.76%

Tabel 4. 15 Presentase Error pada AR(2)

AR(2)			
Date	Close	PERAMALAN	MAPE
2/2/2024	19675	20185	2.59%
2/5/2024	19525	20159	3.25%
2/6/2024	20350	20150	0.98%
2/7/2024	19900	20134	1.18%
2/12/2024	19950	20121	0.86%
2/13/2024	19900	20106	1.04%
2/15/2024	20650	20092	2.70%
2/16/2024	20350	20077	1.34%
2/19/2024	20625	20063	2.72%
2/20/2024	20400	20049	1.72%

Tabel 4. 16 Presentase Error pada ARMA(1,1)

ARMA (1,1)			
Date	Close	PERAMALAN	MAPE
2/2/2024	19675	20170	2.52%
2/5/2024	19525	20116	3.03%
2/6/2024	20350	20096	1.25%
2/7/2024	19900	20052	0.76%
2/12/2024	19950	20026	0.38%
2/13/2024	19900	19987	0.44%
2/15/2024	20650	19957	3.36%
2/16/2024	20350	19921	2.11%
2/19/2024	20625	19889	3.57%
2/20/2024	20400	19854	2.68%

Tabel 4. 17 Presentase Error pada ARIMA(1,1,0)

ARIMA (1,1,1)			
Date	Close	PERAMALAN	MAPE
2/2/2024	19675	20185	2.66%
2/5/2024	19525	20159	3.41%
2/6/2024	20350	20150	0.77%
2/7/2024	19900	20134	1.47%
2/12/2024	19950	20121	1.22%
2/13/2024	19900	20106	1.47%
2/15/2024	20650	20092	2.21%
2/16/2024	20350	20077	0.77%
2/19/2024	20625	20063	2.09%
2/20/2024	20400	20049	1.01%

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Data harga saham PT Gudang Garam Tbk berisikan informasi mengenai nilai saham perusahaan tersebut yang diperdagangkan di bursa saham sejak tanggal 06 Desember 2023 sampai dengan 02 Februari 2024. Data harga saham PT Gudang Garam Tbk disini tidak stasioner terhadap varians dan *mean*, sehingga dibutuhkan proses transformasi *box cox* dan *differencing* menggunakan *software* Rstudio untuk mendapatkan data yang stasioner. Setelah dilakukan penstasioneran data, diperoleh nilai ACF nya. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter menggunakan model MA(1), MA(2), AR(1), AR(2), ARMA(1,1), dan ARIMA (1,1,0). Keenam model tersebut kemudian didiagnosis untuk mendapatkan model terbaik. Hasil diagnosis yang dilakukan menunjukkan bahwa keenam model tersebut dapat digunakan.

Tahapan selanjutnya adalah memilih model terbaik dari keempat model tersebut dengan melihat nilai AIC dari masing-masing model. Nilai AIC yang semakin kecil menandakan bahwa model tersebut semakin baik untuk digunakan. Berdasarkan hasil perhitungan, nilai AIC terkecil dimiliki oleh model AR(1) dengan nilai 809,3897. Sehingga model terbaik yang dapat digunakan untuk peramalan ini adalah model AR(1). Peramalan menggunakan model AR (1) menghasilkan prediksi bahwa harga saham PT Gudang Garam Tbk diprediksi berada pada kisaran 20.041 hingga 20.183 dan cenderung stabil. Dari nilai MAPE yang diberikan untuk setiap tanggal, terlihat bahwa semua nilai MAPE berada di bawah 10%. Ini menunjukkan bahwa model AR(1) memiliki akurasi peramalan yang sangat baik untuk data tersebut. Kestabilan ini memberikan beberapa dampak positif bagi investor dan perusahaan, sebab stabilitas harga saham akan memberikan kepastian terkait nilai investasi kepada investor, dapat mendorong kepercayaan investor, memungkinkan individu dan perusahaan untuk merencanakan keuangan mereka dengan lebih baik, serta dapat memberikan kepercayaan kepada pelaku pasar dan masyarakat secara keseluruhan. Berikut adalah hasil peramalan harga saham PT Gudang Garam Tbk selama sepuluh hari ke depan:

Tabel 5. 1 Hasil peramalan Harga saham PT Gudang Garam Tbk

Tanggal	Bulan	2024
3	Februari	20.183
4		20.159
5		20.148
6		20.131
7		20.116
8		20.101

9	20.086
10	20.071
11	20.056
12	20.041

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, beberapa saran yang dapat diberikan adalah sebagai berikut:

1. **Faktor Eksternal dalam Analisis:** Untuk analisis harga saham PT Gudang Garam Tbk yang lebih komprehensif, perlu memasukkan faktor-faktor eksternal yang dapat mempengaruhi harga saham, seperti kondisi ekonomi makro, perubahan dalam industri tembakau, dan sentimen pasar. Hal ini dilakukan agar dapat memberikan wawasan yang lebih akurat tentang perilaku harga saham.
2. **Diversifikasi Model:** Penelitian selanjutnya dapat dilengkapi dengan menggunakan berbagai jenis model peramalan, untuk mendapatkan pandangan yang lebih holistik tentang pergerakan harga saham.
3. **Jenis Instrumen Investasi:** Perlu dilakukan analisis yang lebih rinci terhadap berbagai jenis instrumen investasi yang dapat mempengaruhi harga saham, seperti obligasi atau komoditas lain. Meneliti hubungan antara harga saham dengan instrumen investasi lain dapat membantu investor dalam membuat keputusan yang lebih informasional dan diversifikasi portofolio mereka.
4. **Analisis Risiko dan Pengembalian:** Menyertakan analisis risiko dan pengembalian dalam penelitian ini akan memberikan gambaran yang lebih jelas tentang potensi keuntungan dan risiko yang dihadapi oleh investor dalam berinvestasi di saham PT Gudang Garam Tbk. Hal ini dapat membantu dalam pengambilan keputusan investasi yang lebih baik.
5. **Keputusan Investasi:** Untuk investor, hasil penelitian ini dapat dijadikan acuan dalam mengambil keputusan investasi. Stabilitas harga saham yang diprediksi dapat memberikan kepercayaan lebih dalam melakukan investasi jangka panjang. Investor juga dapat memanfaatkan prediksi harga saham ini untuk merencanakan alokasi aset mereka secara lebih strategis.

Dengan mempertimbangkan saran-saran di atas, diharapkan penelitian selanjutnya dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan komprehensif, serta memberikan manfaat yang lebih besar bagi semua pihak yang berkepentingan, baik perusahaan, investor, maupun pelaku pasar lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Berger, V. W., & Zhou, Y. (2014). Kolmogorov–smirnov test: Overview. *Wiley statsref: Statistics reference online*.
- Bawdekar, A. A., Prusty, B. R. (2022). Selection of stationarity tests for time series forecasting using reliability analysis. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022.
- Bursa Efek Indonesia, “Saham”, [Online]. Available:<https://www.idx.co.id/produk/saham/>. [Accessed: 25-Nov-2019].
- Cavanaugh, J. E., & Neath, A. A. (2019). The Akaike information criterion: Background, derivation, properties, application, interpretation, and refinements. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 11(3), e1460.
- Chaddha, A., Yadav, S. (2022). Examining the predictive power of moving averages in the stock market. *Journal of Student Research*, 11(3).
- Departemen Pendidikan Nasional, *Kamus Besar Bahasa Indonesia*. Pusat Bahasa Edisi Ketiga, Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama, 2005.
- Drezner, Z., Turel, O., & Zerom, D. (2010). A modified Kolmogorov–Smirnov test for normality. *Communications in Statistics—Simulation and Computation*®, 39(4), 693-704.
- Entink, R. K., van Der Linden, W. J., & Fox, J. P. (2009). A Box–Cox normal model for response times. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 62(3), 621-640.
- Iriawan, N., & Astuti, S. P. (2006). Mengolah data statistik dengan mudah menggunakan minitab 14. *Yogyakarta: Andi*.
- Jones, R. H. (2011). Bayesian information criterion for longitudinal and clustered data. *Statistics in medicine*, 30(25), 3050-3056.
- Nounou, M. N., & Bakshi, B. R. (2000). Multiscale methods for denoising and compression. In *Data Handling in Science and Technology* (Vol. 22, pp. 119-150). Elsevier.
- Pendit, Putu Laxman. (1992). “Makna Informasi: Lanjutan dari Sebuah Perdebatan,” dalam *Kepustakawanan Indonesia: Potensi dan Tantangannya*, eds. Antonius Bangun dkk. Jakarta: Kesaint-Blanc.
- Razak. Abd. Fadhilah. 2009. Load Forecasting Using Time Series Models. *Jurnal Kejuruteraan*. 21: 53-62
- Rudakov, V., Timur, M., & Yedilkhan, A. (2023, June). Comparison of Time Series Databases. In *2023 17th International Conference on Electronics Computer and Computation (ICECCO)* (pp. 1-4). IEEE.
- Rusliana, N., Wardhani, C. L. S., Hidayat, A., Komarlina, D. H. L., Rudiyanto, Y. (2023).
- Scholz, M., & Fraunholz, M. (2020). Maximum likelihood estimation in latent class analysis with incomplete covariate data. *Behavior Research Methods*, 52(6), 2507-2526.
- Technical Analysis of Stocks; Using the Capital Asset Pricing Model (CAPM) To Assess Banking Share on the Indonesia Stock Exchange (2019-2021).

- Ullrich, T. (2021). On the autoregressive time series model using real and complex analysis. *Forecasting*, 3(4), 716-728.
- Wei, W.W.S. 2006. Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods. Pearson Education, Inc., New York.
- WEI, W. W. (2006). Univariate and Multivariate Methods. *TIME SERIES ANALYSIS*.

LAMPIRAN

Source Code:

#plot Grafik

```
library(readxl)
library(ggplot2)
data <- read_excel("ggrm.xlsx")

ggplot(data=data)+
  geom_line(mapping = aes(x=Date, y=Open, color="Open"))+
  geom_line(mapping = aes(x=Date, y=Close, color="Close"))
```

#Lambda Optimal dan Transformasinya

```
# Memasang dan memuat paket yang diperlukan
if (!require("MASS")) install.packages("MASS")
library(MASS)
if (!require("tseries")) install.packages("tseries")
library(tseries)
if (!require("readxl")) install.packages("readxl")
library(readxl)

# Membaca data dari file Excel
data_ggrm <- read_excel("ggrm.xlsx")

# Memastikan kolom "Close" ada dalam data
if (!"Close" %in% names(data_ggrm)) {
  stop("Kolom 'Close' tidak ditemukan dalam data.")
}

# Membuat time series dari data "Close"
data_ts <- ts(data_ggrm$Close)

# Uji stasioneritas varian menggunakan Box-Cox
b <- boxcox(data_ts ~ 1)
lambda <- b$x
lik <- b$y # log likelihood
bc <- cbind(lambda, lik)
sorted_bc <- bc[order(-lik),]

# Menampilkan nilai lambda terbaik
cat("Nilai Lambda Terbaik:\n")
print(sorted_bc[1, "lambda"])

# Uji stasioneritas varian menggunakan Box-Cox
bc <- boxcox(data_ts ~ 1, lambda = seq(-2, 1, by = 0.1), plotit = FALSE)
lambda <- bc$x[which.max(bc$y)]

# Jika lambda mendekati 1, gunakan nilai yang lebih mendekati 1
if (lambda > 0.5) {
  lambda <- 1
} else if (lambda < 0.5 && lambda > 0) {
  lambda <- 0.5
} else {
  lambda <- 0 # default jika lambda tidak mendekati 1 atau positif
}

# Melakukan transformasi Box-Cox
transformed_data <- if (lambda == 0) {
  log(data_ts)
} else {
  (data_ts^lambda - 1) / lambda
}
```

```

# Menampilkan nilai lambda terbaik
cat("Nilai Lambda Terbaik:\n")
print(lambda)

# Menampilkan grafik Box-Cox dengan garis vertikal putus-putus
plot(bc$x, bc$y, type = "l", main = "Box-Cox Transformation", xlab =
expression(lambda), ylab = "Log-Likelihood", xlim = c(-2, 1))
abline(v = lambda, col = "red", lty = 2) # Garis vertikal putus-putus pada nilai
lambda terbaik
text(lambda, max(bc$y), labels = round(lambda, 3), pos = 3, col = "red") #
Menampilkan nilai lambda terbaik

# Menampilkan hasil transformasi
cat("Hasil Transformasi Box-Cox:\n")
print(transformed_data)

# Transformasi resiprokal jika lambda = -1
if (lambda == -1) {
  transformed_data <- 1 / data_ts
  # Plot hasil transformasi resiprokal
  plot(transformed_data, type = "l", main = "Hasil Transformasi Resiprokal", xlab
= "Index", ylab = "Transformed Data")
  grid()
} else {
  # Plot hasil transformasi Box-Cox
  plot(transformed_data, type = "l", main = "Hasil Transformasi Box-Cox", xlab =
"Index", ylab = "Transformed Data")
  grid()
}

#Differencing dan Estimasi Model
# Memasang dan memuat paket yang diperlukan
if (!require("MASS")) install.packages("MASS")
library(MASS)
if (!require("tseries")) install.packages("tseries")
library(tseries)
if (!require("readxl")) install.packages("readxl")
library(readxl)
if (!require("forecast")) install.packages("forecast")
library(forecast)

# Membaca data dari file Excel
data_ggrm <- read_excel("ggrm.xlsx")

# Memastikan kolom "Open" dan "Close" ada dalam data
if (!("Open" %in% names(data_ggrm)) || !("Close" %in% names(data_ggrm))) {
  stop("Kolom 'Open' atau 'Close' tidak ditemukan dalam data.")
}

# Membuat time series dari data "Open" dan "Close"
data_open_ts <- ts(data_ggrm$Open)
data_close_ts <- ts(data_ggrm$Close)

# Fungsi untuk transformasi Box-Cox dan differencing
transform_and_difference <- function(data_ts) {
  # Uji stasioneritas varian menggunakan Box-Cox
  bc <- boxcox(data_ts ~ 1, lambda = seq(-2, 1, by = 0.1), plotit = FALSE)
  lambda <- bc$x[which.max(bc$y)]

  # Jika lambda mendekati 1, gunakan nilai yang lebih mendekati 1
  if (lambda > 0.5) {
    lambda <- 1
  } else if (lambda < 0.5 && lambda > 0) {
    lambda <- 0.5
  } else {
    lambda <- 0 # default jika lambda tidak mendekati 1 atau positif
  }
}

```

```

# Melakukan transformasi Box-Cox
transformed_data <- if (lambda == 0) {
  log(data_ts)
} else {
  (data_ts^lambda - 1) / lambda
}

# Melakukan differencing pada hasil transformasi
diff_transformed_data <- diff(transformed_data)

return(list(transformed_data = transformed_data, diff_transformed_data =
diff_transformed_data, lambda = lambda, bc = bc))
}

# Transformasi dan differencing data "Open"
open_result <- transform_and_difference(data_open_ts)

# Transformasi dan differencing data "Close"
close_result <- transform_and_difference(data_close_ts)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Open"
plot(open_result$diff_transformed_data, type = "l", main = "Differenced
Transformed Data - Open", xlab = "Index", ylab = "Differenced Transformed Data")
grid()

# Plot ACF dari data yang telah di-differencing dan di-transformasi - Open
acf(open_result$diff_transformed_data, main = "ACF dari Data yang Telah Di-
differencing dan Di-transformasi - Open")

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Close"
plot(close_result$diff_transformed_data, type = "l", main = "Differenced
Transformed Data - Close", xlab = "Index", ylab = "Differenced Transformed Data")
grid()

# Plot ACF dari data yang telah di-differencing dan di-transformasi - Close
acf(close_result$diff_transformed_data, main = "ACF dari Data yang Telah Di-
differencing dan Di-transformasi - Close")

# Memperkirakan model MA(1) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Open
mal_model_open <- Arima(open_result$diff_transformed_data, order = c(0, 0, 1))

# Menampilkan hasil estimasi model MA(1) - Open
cat("Hasil Estimasi Model MA(1) untuk Open:\n")
print(summary(mal_model_open))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
MA(1) - Open
mse_open <- mean(residuals(mal_model_open)^2)
log_likelihood_open <- logLik(mal_model_open)
aic_open <- AIC(mal_model_open)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk Open:\n")
print(mse_open)

cat("Log-Likelihood untuk Open:\n")
print(log_likelihood_open)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk Open:\n")
print(aic_open)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Open" dan model MA(1) - Open
plot(open_result$diff_transformed_data, type = "l", col = "black", main = "MA(1)
Model - Open and Close", xlab = "Index", ylab = "Differenced Transformed Data")
lines(fitted(mal_model_open), col = "blue")

```

```

# Memperkirakan model MA(1) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Close
ma1_model_close <- Arima(close_result$diff_transformed_data, order = c(0, 0, 1))

# Menampilkan hasil estimasi model MA(1) - Close
cat("Hasil Estimasi Model MA(1) untuk Close:\n")
print(summary(ma1_model_close))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
MA(1) - Close
mse_close <- mean(residuals(ma1_model_close)^2)
log_likelihood_close <- logLik(ma1_model_close)
aic_close <- AIC(ma1_model_close)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk Close:\n")
print(mse_close)

cat("Log-Likelihood untuk Close:\n")
print(log_likelihood_close)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk Close:\n")
print(aic_close)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Close" dan model MA(1) - Close
lines(close_result$diff_transformed_data, col = "red")
lines(fitted(ma1_model_close), col = "green")

# Menambahkan legenda
legend("topright", legend = c("Open", "Close", "MA(1) Open", "MA(1) Close"), col
= c("black", "red", "blue", "green"), lty = 1)

# Memperkirakan model MA(2) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Open
ma2_model_open <- Arima(open_result$diff_transformed_data, order = c(0, 0, 2))

# Menampilkan hasil estimasi model MA(2) - Open
cat("Hasil Estimasi Model MA(2) untuk Open:\n")
print(summary(ma2_model_open))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
MA(2) - Open
mse_open_ma2 <- mean(residuals(ma2_model_open)^2)
log_likelihood_open_ma2 <- logLik(ma2_model_open)
aic_open_ma2 <- AIC(ma2_model_open)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk MA(2) - Open:\n")
print(mse_open_ma2)

cat("Log-Likelihood untuk MA(2) - Open:\n")
print(log_likelihood_open_ma2)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk MA(2) - Open:\n")
print(aic_open_ma2)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Open" serta model MA(2) - Open
plot(open_result$diff_transformed_data, type = "l", col = "black", main = "MA(2)
Model - Open and Close", xlab = "Index", ylab = "Differenced Transformed Data")
lines(fitted(ma2_model_open), col = "blue")

# Memperkirakan model MA(2) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Close
ma2_model_close <- Arima(close_result$diff_transformed_data, order = c(0, 0, 2))

# Menampilkan hasil estimasi model MA(2) - Close
cat("\nHasil Estimasi Model MA(2) untuk Close:\n")
print(summary(ma2_model_close))

```

```

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
MA(2) - Close
mse_close_ma2 <- mean(residuals(ma2_model_close)^2)
log_likelihood_close_ma2 <- logLik(ma2_model_close)
aic_close_ma2 <- AIC(ma2_model_close)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk MA(2) - Close:\n")
print(mse_close_ma2)

cat("Log-Likelihood untuk MA(2) - Close:\n")
print(log_likelihood_close_ma2)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk MA(2) - Close:\n")
print(aic_close_ma2)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Close" serta model MA(2) - Close
lines(close_result$diff_transformed_data, col = "red")
lines(fitted(ma2_model_close), col = "green")

# Menambahkan legenda
legend("topright", legend = c("Open", "Close", "MA(2) Open", "MA(2) Close"), col
= c("black", "red", "blue", "green"), lty = 1)

# Memperkirakan model AR(1) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Open
ar1_model_open <- Arima(open_result$diff_transformed_data, order = c(1, 0, 0))

# Menampilkan hasil estimasi model AR(1) - Open
cat("Hasil Estimasi Model AR(1) untuk Open:\n")
print(summary(ar1_model_open))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
AR(1) - Open
mse_open_ar1 <- mean(residuals(ar1_model_open)^2)
log_likelihood_open_ar1 <- logLik(ar1_model_open)
aic_open_ar1 <- AIC(ar1_model_open)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk AR(1) - Open:\n")
print(mse_open_ar1)

cat("Log-Likelihood untuk AR(1) - Open:\n")
print(log_likelihood_open_ar1)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(1) - Open:\n")
print(aic_open_ar1)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Open" serta model AR(1) - Open
plot(open_result$diff_transformed_data, type = "l", col = "black", main = "AR(1)
Model - Open and Close", xlab = "Index", ylab = "Differenced Transformed Data")
lines(fitted(ar1_model_open), col = "blue")

# Memperkirakan model AR(1) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Close
ar1_model_close <- Arima(close_result$diff_transformed_data, order = c(1, 0, 0))

# Menampilkan hasil estimasi model AR(1) - Close
cat("\nHasil Estimasi Model AR(1) untuk Close:\n")
print(summary(ar1_model_close))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
AR(1) - Close
mse_close_ar1 <- mean(residuals(ar1_model_close)^2)
log_likelihood_close_ar1 <- logLik(ar1_model_close)
aic_close_ar1 <- AIC(ar1_model_close)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk AR(1) - Close:\n")
print(mse_close_ar1)

```

```

cat("Log-Likelihood untuk AR(1) - Close:\n")
print(log_likelihood_close_ar1)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(1) - Close:\n")
print(aic_close_ar1)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Close" serta model AR(1) - Close
lines(close_result$diff_transformed_data, col = "red")
lines(fitted(ar1_model_close), col = "green")

# Menambahkan legenda
legend("topright", legend = c("Open", "Close", "AR(1) Open", "AR(1) Close"), col
= c("black", "red", "blue", "green"), lty = 1)

# Memperkirakan model AR(2) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Open
ar2_model_open <- Arima(open_result$diff_transformed_data, order = c(2, 0, 0))

# Menampilkan hasil estimasi model AR(2) - Open
cat("Hasil Estimasi Model AR(2) untuk Open:\n")
print(summary(ar2_model_open))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
AR(2) - Open
mse_open_ar2 <- mean(residuals(ar2_model_open)^2)
log_likelihood_open_ar2 <- logLik(ar2_model_open)
aic_open_ar2 <- AIC(ar2_model_open)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk AR(2) - Open:\n")
print(mse_open_ar2)

cat("Log-Likelihood untuk AR(2) - Open:\n")
print(log_likelihood_open_ar2)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(2) - Open:\n")
print(aic_open_ar2)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Open" serta model AR(2) - Open
plot(open_result$diff_transformed_data, type = "l", col = "black", main = "AR(2)
Model - Open and Close", xlab = "Index", ylab = "Differenced Transformed Data")
lines(fitted(ar2_model_open), col = "blue")

# Memperkirakan model AR(2) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Close
ar2_model_close <- Arima(close_result$diff_transformed_data, order = c(2, 0, 0))

# Menampilkan hasil estimasi model AR(2) - Close
cat("\nHasil Estimasi Model AR(2) untuk Close:\n")
print(summary(ar2_model_close))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
AR(2) - Close
mse_close_ar2 <- mean(residuals(ar2_model_close)^2)
log_likelihood_close_ar2 <- logLik(ar2_model_close)
aic_close_ar2 <- AIC(ar2_model_close)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk AR(2) - Close:\n")
print(mse_close_ar2)

cat("Log-Likelihood untuk AR(2) - Close:\n")
print(log_likelihood_close_ar2)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk AR(2) - Close:\n")
print(aic_close_ar2)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Close" serta model AR(2) - Close
lines(close_result$diff_transformed_data, col = "red")
lines(fitted(ar2_model_close), col = "green")

```

```

# Menambahkan legenda
legend("topright", legend = c("Open", "Close", "AR(2) Open", "AR(2) Close"), col
= c("black", "red", "blue", "green"), lty = 1)

# Memperkirakan model ARMA(1,1) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Open
armall_model_open <- Arima(open_result$diff_transformed_data, order = c(1, 0, 1))

# Menampilkan hasil estimasi model ARMA(1,1) - Open
cat("Hasil Estimasi Model ARMA(1,1) untuk Open:\n")
print(summary(armall_model_open))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
ARMA(1,1) - Open
mse_open_armall <- mean(residuals(armall_model_open)^2)
log_likelihood_open_armall <- logLik(armall_model_open)
aic_open_armall <- AIC(armall_model_open)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk ARMA(1,1) - Open:\n")
print(mse_open_armall)

cat("Log-Likelihood untuk ARMA(1,1) - Open:\n")
print(log_likelihood_open_armall)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARMA(1,1) - Open:\n")
print(aic_open_armall)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Open" serta model ARMA(1,1) -
Open
plot(open_result$diff_transformed_data, type = "l", col = "black", main =
"ARMA(1,1) Model - Open and Close", xlab = "Index", ylab = "Differenced
Transformed Data")
lines(fitted(armall_model_open), col = "blue")

# Memperkirakan model ARMA(1,1) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Close
armall_model_close <- Arima(close_result$diff_transformed_data, order = c(1, 0,
1))

# Menampilkan hasil estimasi model ARMA(1,1) - Close
cat("\nHasil Estimasi Model ARMA(1,1) untuk Close:\n")
print(summary(armall_model_close))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
ARMA(1,1) - Close
mse_close_armall <- mean(residuals(armall_model_close)^2)
log_likelihood_close_armall <- logLik(armall_model_close)
aic_close_armall <- AIC(armall_model_close)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk ARMA(1,1) - Close:\n")
print(mse_close_armall)

cat("Log-Likelihood untuk ARMA(1,1) - Close:\n")
print(log_likelihood_close_armall)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARMA(1,1) - Close:\n")
print(aic_close_armall)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Close" serta model ARMA(1,1) -
Close
lines(close_result$diff_transformed_data, col = "red")
lines(fitted(armall_model_close), col = "green")

# Menambahkan legenda
legend("topright", legend = c("Open", "Close", "ARMA(1,1) Open", "ARMA(1,1)
Close"), col = c("black", "red", "blue", "green"), lty = 1)

```

```

# Memperkirakan model ARIMA(1,1,0) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Open
arima110_model_open <- Arima(open_result$diff_transformed_data, order = c(1, 1,
0))

# Menampilkan hasil estimasi model ARIMA(1,1,0) - Open
cat("Hasil Estimasi Model ARIMA(1,1,0) untuk Open:\n")
print(summary(arima110_model_open))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
ARIMA(1,1,0) - Open
mse_open_arima110 <- mean(residuals(arima110_model_open)^2)
log_likelihood_open_arima110 <- logLik(arima110_model_open)
aic_open_arima110 <- AIC(arima110_model_open)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk ARIMA(1,1,0) - Open:\n")
print(mse_open_arima110)

cat("Log-Likelihood untuk ARIMA(1,1,0) - Open:\n")
print(log_likelihood_open_arima110)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARIMA(1,1,0) - Open:\n")
print(aic_open_arima110)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Open" serta model ARIMA(1,1,0) -
Open
plot(open_result$diff_transformed_data, type = "l", col = "black", main =
"ARIMA(1,1,0) Model - Open and Close", xlab = "Index", ylab = "Differenced
Transformed Data")
lines(fitted(arima110_model_open), col = "blue")

# Memperkirakan model ARIMA(1,1,0) pada data yang telah di-differencing dan di-
transformasi - Close
arima110_model_close <- Arima(close_result$diff_transformed_data, order = c(1, 1,
0))

# Menampilkan hasil estimasi model ARIMA(1,1,0) - Close
cat("\nHasil Estimasi Model ARIMA(1,1,0) untuk Close:\n")
print(summary(arima110_model_close))

# Menampilkan nilai Mean Squared Error (MSE), Log-Likelihood, dan AIC dari model
ARIMA(1,1,0) - Close
mse_close_arima110 <- mean(residuals(arima110_model_close)^2)
log_likelihood_close_arima110 <- logLik(arima110_model_close)
aic_close_arima110 <- AIC(arima110_model_close)

cat("Mean Squared Error (MSE) untuk ARIMA(1,1,0) - Close:\n")
print(mse_close_arima110)

cat("Log-Likelihood untuk ARIMA(1,1,0) - Close:\n")
print(log_likelihood_close_arima110)

cat("Akaike Information Criterion (AIC) untuk ARIMA(1,1,0) - Close:\n")
print(aic_close_arima110)

# Plot hasil transformasi dan differencing data "Close" serta model ARIMA(1,1,0)
- Close
lines(close_result$diff_transformed_data, col = "red")
lines(fitted(arima110_model_close), col = "green")

# Menambahkan legenda
legend("topright", legend = c("Open", "Close", "ARIMA(1,1,0) Open", "ARIMA(1,1,0)
Close"), col = c("black", "red", "blue", "green"), lty = 1)

```