



**FINAL PROJECT *TIME SERIES ANALYSIS***  
**DATA SAHAM INDIVIDU**

---

**Analisis Intervensi dan Pemodelan Saham *LG Corporation* Terhadap  
dampak *Covid-19* dengan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average*  
(ARIMA)**

**Oleh :**

Salma Zaura Baraza (5003211151)

**Dosen Pengampu :**

M. Sjahid Akbar, S.Si., M.Si.

**PROGRAM STUDI SARJANA**  
**DEPARTEMEN STATISTIKA**  
**FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA**  
**INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER**  
**SURABAYA**  
**2023**

## **Abstrak**

Saham merupakan salah satu bentuk instrumen pasar uang yang paling populer saat ini dimana menyatakan bukti kepemilikan sebuah perusahaan atau badan usaha. Pandemi Covid-19 mengakibatkan penurunan harga saham dari berbagai sektor, termasuk media elektronik. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model terbaik pada sektor tersebut yang diduga terpengaruh oleh intervensi pada masa awal pandemi Covid-19. Berdasarkan analisis yang dilakukan, didapatkan bahwa pandemi Covid-19 memengaruhi turunnya nilai saham dari perusahaan tersebut, dengan model intervensi LG Corporation. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui model valuasi saham mana yang paling sesuai dan menemukan nilai intrinsik dari harga saham perusahaan yang terdampak positif dan negatif Covid-19. Mengetahui nilai intrinsik dari saham berguna untuk menentukan keputusan investasi yang tepat, terutama selama pandemi Covid-19.

Kata kunci : saham, pandemic, Covid-19, intervensi, elektronik.

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1 Latar Belakang**

Dewasa ini, perkembangan perekonomian pada tahun 2020 menjadi fenomena yang cukup mencekam bagi seluruh dunia. Hal ini telah diprediksikan oleh organisasi berskala internasional pada bidang keuangan yaitu *International Monetary Fund* dan *World Bank* dimana di akhir kuartal I pada tahun 2020, ekonomi global akan memasuki resesi yang terkoreksi sangat tajam (Liu et al, 2020). Pertumbuhan ekonomi global dapat terseret hingga 6% atau merosot ke angka 2,8% dari pertumbuhan ekonomi global pada periode sebelumnya. Sementara itu kedua lembaga tersebut telah memproyeksi ekonomi global pada tahun 2020 akan tumbuh pada persentase sebesar 3% (Carrillo-Larco & Castillo-Cara, 2020). Fenomena mencekam tersebut disebabkan munculnya virus baru yang menjangkit dunia saat itu yaitu Coronaviruses (CoV). Virus tersebut memiliki nama ilmiah COVID-19 dimana dapat memberikan efek ringan seperti flu hingga efek yang sangat serius atau bahkan lebih parah dari MERS-CoV dan SARS-CoV. Virus ini pertama kali terdeteksi di kota Wuhan, China pada tanggal 30 Desember 2019 dan menyebar dengan cepat ke seluruh penjuru dunia hingga mengakibatkan pandemi. Pandemi tersebut banyak membawa risiko yang sangat buruk terutama bagi perekonomian dunia termasuk Korea Selatan.

Industri merupakan salah satu sektor pemegang peranan penting dalam bidang perekonomian di Korea Selatan. Selama pandemi tersebut sangat memberikan dampak yang signifikan lantaran banyak aktivitas di luar rumah yang dibatasi. Hal tersebut mengakibatkan dampak yang cukup serius terutama pada industri elektronik dimana terjadi penurunan penjualan, gangguan rantai pasokan, dan ketidakpastian pasar dan investasi. Dampak lain yang cukup mempengaruhi kondisi suatu industri atau perusahaan pangan yaitu harga saham yang mana dapat menunjukkan seberapa besar penawaran dan permintaan yang terjadi pada saham tersebut. Apabila permintaan saham tersebut naik, maka harga saham juga naik. Namun, jika permintaan terhadap saham tersebut turun, maka harga saham tersebut juga akan ikut turun.

Salah satu perusahaan pangan di Korea Selatan yang terkena dampak dari pandemi ini adalah LG Corporation dimana terjadi fluktuasi pada saham selama pandemi tersebut. Menyikapi hal tersebut, akan dilakukan analisis mengenai dampak dari pandemi COVID-19 terhadap harga saham perusahaan LG Corporation Dengan menggunakan metode statistika seperti analisis deret waktu (*time series analysis*) sehingga dapat membantu memprediksi harga saham pada tahun berikutnya.

#### **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dijabarkan di atas, didapatkan rumusan masalah sebagai berikut.

1. Bagaimana model ARIMA yang sesuai untuk peramalan indeks saham perusahaan LG Corporation?
2. Bagaimana hasil peramalan dari indeks saham LG Corporation?

#### **1.3 Tujuan**

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disebutkan di atas, berikut adalah tujuan dari penelitian ini.

1. Mendapatkan model ARIMA yang sesuai untuk perusahaan LG Corporation
2. Mendapatkan hasil peramalan dari indeks saham LG Corporation

#### **1.4 Batasan Masalah**

Batasan analisis dan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menggunakan variabel close pada data perusahaan LG Corporation
2. Menggunakan data dengan rentang periode 3 Juni 2019-29 Mei 2020.
3. Menggunakan RMSe sebagai ukuran akurasi prediksi.

## BAB II METODE

### 2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu data sehingga memberikan informasi untuk menyelidiki data kuantitatif, akan sangat membantu bila mendefinisikan ukuran-ukuran numerik yang menjelaskan ciri-ciri data yang penting. Salah satu cara yang digunakan yaitu penggunaan rata-rata baik terhadap sample maupun populasi. Rata-rata merupakan suatu ukuran pusat data, bila data diurutkan dari yang terkecil sampai yang terbesar atau sebaliknya. Sembarang ukuran yang menunjukkan pusat suatu data yang telah diurutkan dari terkecil hingga terbesar atau sebaliknya, disebut ukuran lokasi pusat atau ukuran pemusatan. Ukuran pemusatan yang paling banyak digunakan adalah nilai tengah, median, dan modus (Walpole, 1995).

Dalam penelitian Solikhah (2016) menyatakan bahwa statistika deskriptif merupakan statistika yang tingkat pengerjaannya adalah untuk menghimpun, mengatur, dan mengolah data agar dapat disajikan dan memberikan gambaran yang jelas mengenai suatu kondisi atau peristiwa tertentu dimana data diambil. Dengan kata lain, tugas statistika deskriptif adalah untuk menyajikan data dengan jelas agar dapat diambil pengertian atau makna tertentu berdasarkan penggambaran yang disajikan.

### 2.2 Fungsi ACF dan PACF

Fungsi autokorelasi atau ACF (*autocorrelation function*) merupakan salah satu metode untuk mengetahui stasioner atau tidaknya data dalam mean atau rata-rata. Selain itu, ACF juga digunakan untuk melihat hubungan linearitas yang terjadi antara pengamatan  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$ . Korelasi antara pengamatan  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  dapat dinyatakan dalam persamaan berikut (Wei, 2006).

$$\rho_k = \frac{Cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{Var(Z_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

Sedangkan untuk nilai autokovarians antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  dirumuskan sebagai berikut.

$$\gamma_k = Cov(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)$$

Dimana,

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

$\gamma_k$  = fungsi autokovarians pada lag ke-k

$\rho_k$  = fungsi autokorelasi (ACF) pada lag ke-k

Kemudian untuk PACF (*partial autocorrelation function*) sendiri merupakan salah satu metode untuk mengukur tingkat keeratan hubungan antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  setelah depondensi linier dalam variabel  $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$  dihilangkan. Sehingga korelasi tersebut dapat dituliskan pada persamaan berikut.

$$Corr(Z_t, Z_{t+k} | Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1})$$

Secara umum, fungsi autokorelasi parsial dapat dirumuskan pada persamaan berikut (Wei, 2006).

$$P_k = \frac{Cov[(Z_t - \hat{Z}_t), (Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})]}{\sqrt{Var(Z_t - \hat{Z}_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})}}$$

Dimana,

$P_k$  = fungsi parsial autokorelasi (PACF)

$Z_t$  = nilai pada waktu ke-t

$Z_{t+k}$  = nilai pada waktu ke-k

$\hat{Z}_t$  = dugaan variabel Z pada waktu ke-t

$\hat{Z}_{t+k}$  = dugaan variabel Z pada waktu ke-t

### 2.3 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Menurut Wei (2006) model autoregressive (AR) merupakan suatu model regresi yang menghubungkan nilai-nilai sebelumnya dari suatu variabel dependent (tak bebas) dengan variabel itu sendiri. Model autoregressive (AR) dengan orde  $p$  dinotasikan sebagai  $AR(p)$  dengan bentuk umum dari model adalah sebagai berikut.

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t$$

atau

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = a_t$$

dimana

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \text{ dan } \dot{Z}_t = Z_t - \mu$$

Model *Moving Average* (MA) orde  $q$  dinotasikan dengan  $MA(q)$  yang secara umum dapat dituliskan pada model berikut.

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

atau

$$\dot{Z}_t = \theta(B) a_t$$

dimana

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) sering disebut sebagai model campuran karena model ini merupakan model ARIMA tanpa proses pembeda atau *differencing* atau  $ARIMA(p,0,q)$ . berikut merupakan bentuk model dari ARMA.

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = \theta(B) a_t$$

dimana

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

dan

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

Sedangkan untuk model ARIMA dengan pembeda  $(1 - B)^d Z_t$  yang mengikuti stasioner dari ARMA(p,q) sebagai berikut.

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

dimana

$$\theta_0 = \mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p)$$

### 2.4 Identifikasi Model

Hal yang perlu dilakukan pada tahapan ini yaitu apakah time series bersifat stasioner atau tidak yang mana dapat dilihat dari plot ACF yaitu koefisien autokorelasi menurun menuju nol dengan cepat, biasanya terjadi setelah lag ke-2 atau ke-3 (Makridakis dkk. 1999). Apabila data tidak stasioner dalam rata-rata, maka dapat dilakukan pembedaan atau *differencing* dimana orde pembedaan sampai deret menjadi

stasioner dapat digunakan untuk menentukan nilai  $d$  pada ARIMA  $(p,d,q)$  sebagai berikut.

$$\Delta^d Y_t = (1 - B)^d Y_t$$

Dan apabila data tidak stasioner dalam varians, dapat diatasi dengan melakukan transformasi Boxcox sebagai berikut.

**Tabel 2.1** Transformasi Boxcox

Nilai $\lambda$	Transformasi
-1.0	$1/Z_t$
-0.5	$1/\sqrt{Z_t}$
0.0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1.0	$Z_{t(no\ transformation)}$

Setelah seluruh data dinyatakan stasioner dalam rata-rata dan varians, selanjutnya akan dilakukan identifikasi model ARIMA dengan cara melihat plot ACF dan PACF.

**Tabel 2.2** Identifikasi ACF dan PACF

Model	Plot ACF	Plot PACF
$AR_{(p)}$	<i>Dies down</i>	<i>Cut off after lag</i>
$MA_{(q)}$	<i>Cut off after lag</i>	<i>Dies down</i>
$ARMA_{(p,q)}$	<i>Dies down</i>	<i>Dies down</i>

## 2.5 Estimasi Parameter

Berdasarkan Wei, 2006 menyatakan model umum pada proses *moving average* dengan ordo  $q$   $MA(q)$  adalah dengan persamaan berikut.

$$\dot{Z}_t = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) a_t$$

Model tersebut merupakan model yang digunakan apabila stasioneritas data telah terpenuhi. Sedangkan apabila stasioneritas data belum terpenuhi, maka model ARMA(p,q) perlu ditambahkan dengan ordo untuk dilakukan differencing sehingga menjadi model ARIMA(p,d,q). selanjutnya dilakukan penaksiran parameter untuk menaksir parameter dan pengujian signifikansi parameter untuk mengetahui parameter yang signifikan dalam pembentukan model ARIMA salah satunya yaitu pengujian *Box-Jenkins*.

### Hipotesis

$H_0 : \phi = 0$  (parameter model AR tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi \neq 0$  (parameter model AR signifikan dalam model)

### Statistik Uji

$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})}$$

### Daerah kritis

Tolak  $H_0$  jika  $|t| = t_{(\alpha/2, df)}$  dengan  $df = n - q$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ .

Keterangan :

$\hat{\theta}$	= nilai taksiran parameter
SE	= standar error dari nilai taksiran
p	= banyaknya parameter dalam model AR
q	= banyaknya parameter dalam model MA

## 2.6 Diagnosis Model

Diagnosis pada model dilakukan dengan analisis residual yang bertujuan mengecek apakah model yang dihasilkan sudah layak digunakan untuk peramalan atau belum. Terdapat 2 uji yang dilakukan yaitu uji *white noise* dan uji residual berdistribusi normal.

### 2.6.1 Uji White Noise

Residual dari suatu model dikatakan *white noise* jika residual bersifat identik (memiliki varians konstan) dan saling independent (antar residual saling berkorelasi) (Bowerman & O'Connel, 1993).

#### a. Asumsi Residual Identik

Residual identik berarti bahwa varians dari residual bersifat konstan (homogen) yakni tidak terjadi kasus heteroskedastisitas. Pendeteksian sifat identik pada residual dapat dilakukan secara visual dengan cara melihat plot-plot residual pada versus fit. Selain itu, pendeteksian sifat identik dapat pula dilakukan melalui plot ACF (Autocorrelation Function). Suatu data dikatakan identik apabila plot residualnya menyebar secara acak dan tidak membentuk suatu pola tertentu (Draper & Smith, 1992)

#### b. Asumsi Residual Independen

##### Hipotesis

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$  (residual memenuhi asumsi)

$H_1 : \text{minimal ada 1 } \rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots$  (residual tidak memenuhi asumsi)

##### Statistik Uji

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

##### Daerah kritis

Tolak  $H_0$  jika  $Q > X_{\alpha/2}^2 t_{(\alpha/2, df)}$

### 2.6.2 Uji Distribusi Normal

Pengujian asumsi residual berdistribusi normal mempunyai tujuan untuk mengetahui apakah residual data tersebut telah mengikuti distribusi normal atau belum. Pengujian data normal dapat dilakukan dengan membuat normal probability plot serta melalui uji Kolmogorov-Smirnov. Adapun analisis pengujian distribusi normal melalui uji Kolmogorov-Smirnov dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut (Daniel, 2000).

##### Hipotesis

$H_0 : F_0(x) = F(x)$  (residual data berdistribusi normal)

$H_1 : F_0(x) \neq F(x)$  (residual data tidak berdistribusi normal)



## Statistik Uji

$$D = \sup |S(x) - F_0(x)|$$

### Daerah kritis

Tolak  $H_0$  jika  $D > t_{(1-\alpha, n)}$

Keterangan :

$S(x)$  = Fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel

$F_0(x)$  = Fungsi peluang kumulatif distribusi normal

$SUP_x$  = Nilai maksimum dari  $|S(x) - F_0(x)|$

## 2.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik merupakan pemilihan model yang memiliki nilai kriteria error terkecil. Kriteria pemilihan model yang digunakan pada penelitian ini adalah Akaike's Information Criterion (AIC) dan Schwartz's Bayesian Criterion (SBC). Akaike's Information Criterion (AIC) merupakan kriteria pemilihan model yang mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model. AIC dapat dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$AIC = n \ln L\sigma_a^2 + 2m$$

Pemilihan model untuk kriteria in-sampel lainnya adalah Schwartz's Bayesian Criterion (SBC). SBC dapat dirumuskan pada persamaan berikut.

$$SBC = n \ln L\sigma_a^2 + m \ln n$$

dimana

$m$  = banyaknya parameter pada data *in-sample*

$\sigma_a^2$  = varians error

$n$  = jumlah observasi data *time series*

## 2.8 Model Intervensi

Analisis intervensi digunakan untuk mengevaluasi efek dari peristiwa eksternal pada suatu data time series (Wei, 2006). Terdapat dua jenis model intervensi, yaitu fungsi Step dan fungsi Pulse. Pada fungsi Step, kejadian intervensi terjadi pada waktu  $T$  dan seterusnya dalam waktu yang panjang. Bentuk intervensi fungsi Step secara matematis dinotasikan dalam persamaan berikut.

$$l_t = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases}$$

Sedangkan pada fungsi Pulse, kejadian intervensi terjadi hanya pada waktu  $T$  dan tidak berlanjut pada waktu selanjutnya. Bentuk intervensi fungsi Pulse dinotasikan dalam persamaan berikut.

$$l_t = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ 1, & t = T \end{cases}$$

Bentuk umum dari multiple intervensi input dinotasikan dalam persamaan berikut (Wei, 2006).

$$Z_t = \sum_{j=1}^J \frac{\omega_j(B)B^{b_j}}{\delta_j(B)} I_{jt} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t$$

## 2.9 Saham

Menurut (Aziz, 2015:70) "Saham dapat didefinisikan sebagai tanda penyertaan atau kepemilikan investor individual atau investor institusional atau trader atas investasi mereka atau sejumlah dana yang diinvestasikan dalam suatu perusahaan". Sedangkan menurut (Hadi, 2015:179) menyatakan "Harga saham adalah nilai saham dalam rupiah yang terbentuk akibat terjadinya aksi pembelian dan penawaran saham di bursa efek

oleh sesama anggota bursa”. Berdasarkan dari dua definisi diatas dapat disimpulkan bahwa saham merupakan suatu tanda kepemilikan investor individual atau investor institusional atas dana yang diinvestasikan dalam sebuah perusahaan dalam bentuk surat berharga yang fungsinya sebagai penanda salah satu pemilik aset dari perusahaan tersebut. Sedangkan harga saham merupakan harga dari saham suatu perusahaan yang digunakan sebagai indikator keberhasilan pengelolaan perusahaan pada waktu tertentu di pasar modal yang terjadi akibat dari aksi pembelian dan penawaran saham.

## BAB III DATA

### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data saham perusahaan LG Corporation pada variabel close, berupa data harian mulai periode 3 Juni 2019 sampai dengan 29 Mei 2020. Data diperoleh dari *yahoofinance.com* 003555.KS.

### 3.2 Variabel Penelitian

Adapun variabel yang digunakan dalam data saham pada penelitian ini yaitu sebagai berikut.

**Tabel 3.1** Struktur Data

Tanggal	Harga Close Saham
3 Juni 2019	$Y_1$
4 Juni 2019	$Y_2$
5 Juni 2019	$Y_3$
$\vdots$	$\vdots$
29 Mei 2020	$Y_{245}$

### 3.3 Langkah Analisis

Langkah-langkah yang dilakukan untuk menganalisis data saham pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan eksplorasi data indeks saham dengan menggunakan plot data deret waktu (*time series*).
2. Mengelompokkan data menjadi data sebelum dan sesudah intervensi terjadi sampai data amatan terakhir. Kelompok pertama merupakan data amatan pertama  $t=1$  hingga  $t=156$  periode 3 Juni 2019 hingga 29 Mei 2020. Kelompok data kedua merupakan data saat terjadi intervensi yaitu  $t=157$  hingga data amatan terakhir  $t=245$  periode 3 Juni 2019 hingga 29 Mei 2020.
3. Melakukan pemodelan data sebelum intervensi dengan membangun model ARIMA.
  - a) Menganalisis stasioner dalam rata-rata dan varians pada model ARIMA.
  - b) Mengidentifikasi model sebelum intervensi dengan plot ACF dan PACF.
  - c) Melakukan identifikasi model dengan estimasi parameter pada model
  - d) Melakukan uji asumsi residual white noise dan uji asumsi residual berdistribusi normal.
  - e) Menentukan model terbaik
  - f) Melakukan peramalan dari model ARIMA yang dipilih
4. Melakukan pemodelan data setelah intervensi dengan membangun model ARIMA.
  - a) Melakukan identifikasi nilai orde ( $b,r,s$ ) menggunakan grafik respon residual yang didapatkan dari selisih antara hasil peramalan ARIMA dengan nilai amatan digabungkan dengan selisih antara hasil peramalan ARIMA dengan data amatan saat intervensi hingga data amatan terakhir. Nilai orde  $b$  dapat ditentukan mulai terjadinya efek intervensi, orde  $s$  yang menyatakan jumlah waktu terjadinya efek intervensi yang

memengaruhi data hingga data kembali stabil atau mengalami penurunan, dan nilai  $\text{ored } r$  menunjukkan pola dari pengaruh intervensi yang terjadi setelah  $b$  dan  $s$ .

- b) Melakukan estimasi parameter model intervensi
  - c) Melakukan uji asumsi residual white noise dan uji asumsi residual berdistribusi normal pada model intervensi
  - d) Pemilihan model intervensi terbaik
5. Melakukan peramalan indeks saham dengan menggunakan model intervensi
  6. Mengukur keakuratan peramalan.

## BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Karakteristik Data Saham

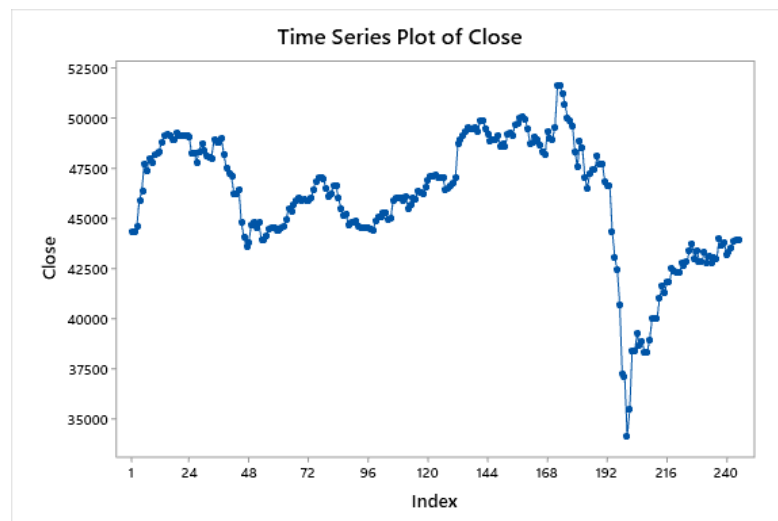
Karakteristik data harga saham pada variabel *close* LG Corporation menggunakan statistika deskriptif ditunjukkan sebagai berikut.

**Tabel 4.1** Statistika Deskriptif Data Saham

Variabel	Mean	StDev	Varsians	Minimum	Median	Maksimum
Keseluruhan	45979	3061	9372435	34150	46300	51600
Sebelum Intervensi	46807	1789	3199616	43600	46525	49900
Saat Intervensi	44528	4124	17007895	34150	43650	51600

Berdasarkan tabel 4.1 menunjukkan bahwa harga saham secara keseluruhan pada periode 3 Juni 2019 hingga 29 Mei 2020 memiliki rata-rata sebesar 45979 dengan nilai minimum sebesar 34150 dan nilai maksimum sebesar 51600. Data saham secara keseluruhan memiliki rata-rata dan median yang berbeda signifikan dengan data sebelum intervensi. Varians data saham keseluruhan dan sebelum intervensi memiliki nilai di atas rata-rata, sehingga dapat diartikan bahwa data *close* saham tersebut memiliki varians data yang besar. Kemudian pada data saat intervensi memiliki perbedaan yang signifikan dengan data sebelum intervensi. Hal tersebut dapat dilihat dari data rata-rata dan nilai minimum yang memiliki selisih yang cukup besar.

Karakteristik lain yang dapat digunakan yaitu plot deret waktu yang mana plot ini digunakan untuk mengetahui pola dari data secara keseluruhan sebagai berikut.



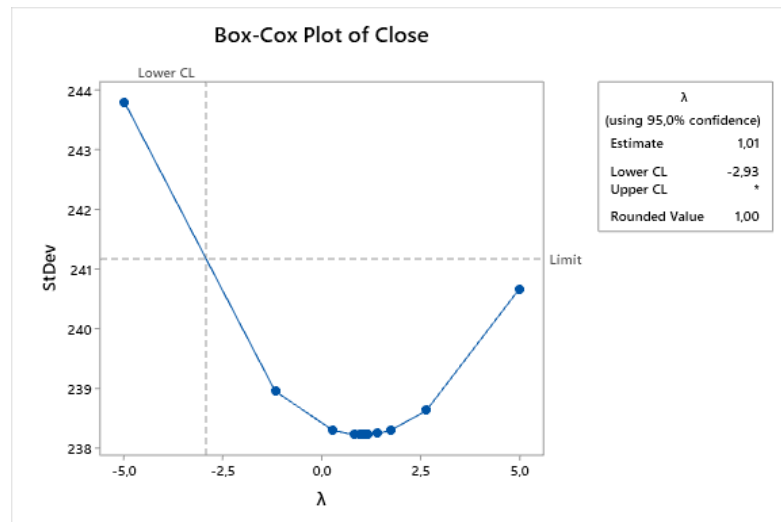
**Gambar 4.1** Plot *time series* Data Keseluruhan

Secara visual, time series plot di atas menunjukkan bahwa harga saham memiliki pola trend fluktuatif yang cenderung naik mulai pada 3 Juni 2019 hingga 29 Mei 2020 yang mana pada tanggal tersebut adalah awal mulanya kasus COVID-19 menyebar. Terlihat bahwa data mengalami penurunan yang cukup curam setelah

mengalami fluktuasi selama setahun terakhir, dan perlahan kembali mengalami kenaikan secara perlahan pada saat pandemi serta perlahan mengalami penurunan pada akhir periode 2020.

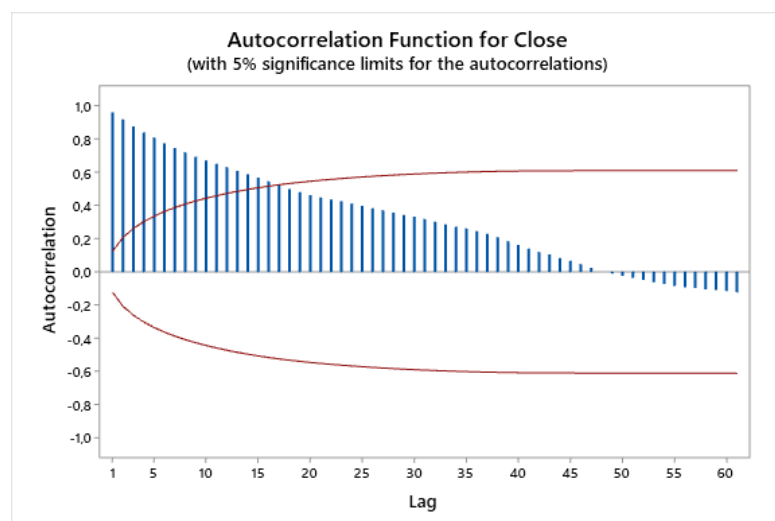
#### 4.2 Identifikasi Model ARIMA Sebelum Intervensi

Tahapan awal yang harus dilakukan pada pemodelan *time series Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah dengan mengidentifikasi data pada variabel yang digunakan. Identifikasi ini bertujuan untuk mengetahui apakah data yang digunakan telah memenuhi asumsi stasioner dalam mean dan dalam varians.

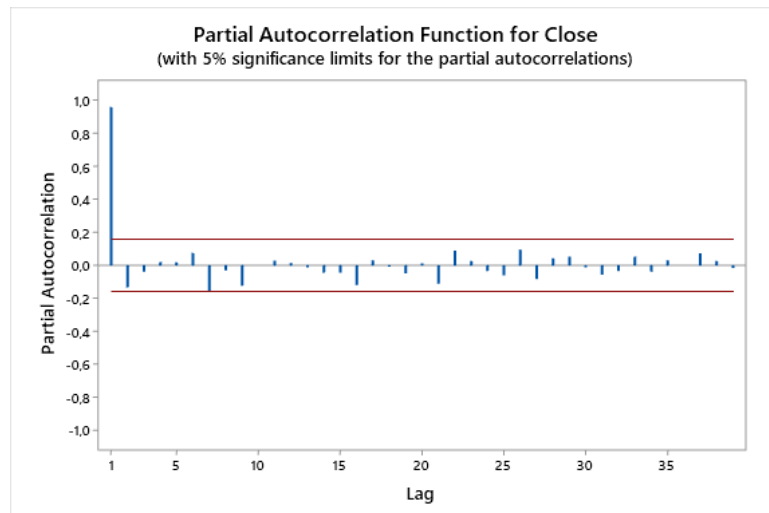


**Gambar 4.2** Box-cox harga saham sebelum intervensi

Berdasarkan pada gambar 4.2 di atas menunjukkan bahwa nilai *Rounded Value* yang dihasilkan pada *box cox transformation* sebesar 1,01. Hal ini menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam varians. Selanjutnya dilakukan proses identifikasi stasioner dalam mean terhadap data dengan menggunakan plot ACF dan PACF yang dapat dilihat pada gambar di bawah ini.

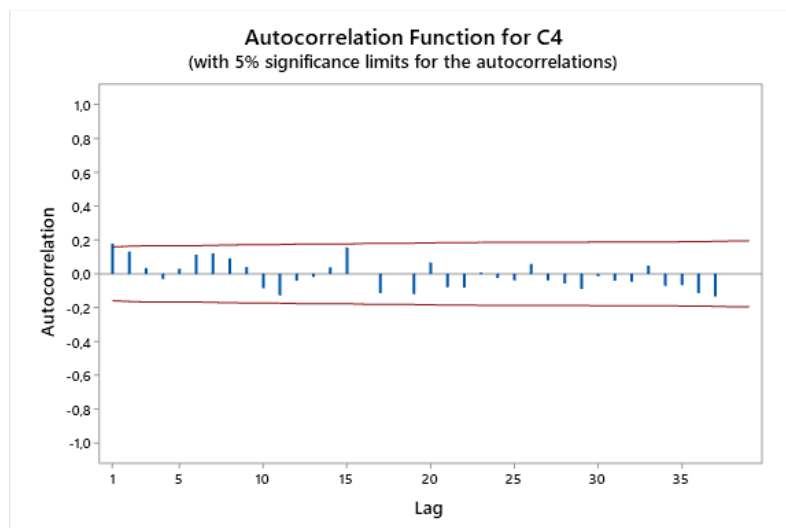


**Gambar 4.3** Plot ACF Variabel Close

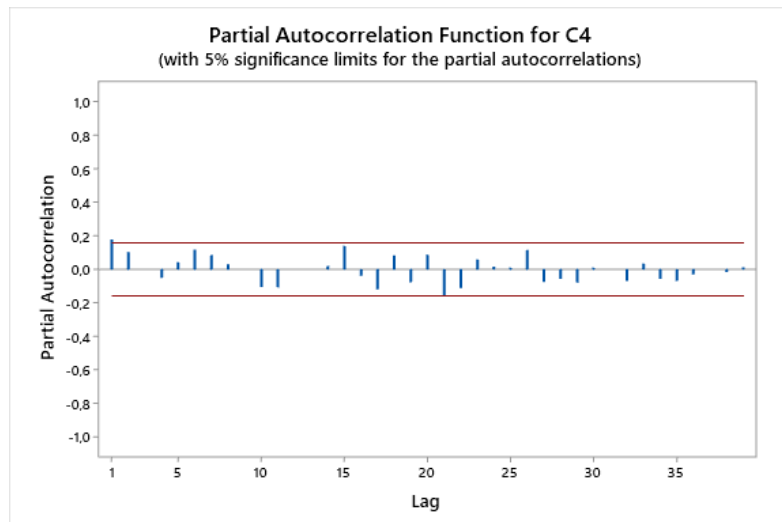


**Gambar 4.4** Plot PACF Variabel Close

Pada gambar 4.3 menunjukkan bahwa plot ACF pada seluruh variabel bersifat *dies down* atau bergreak turun lambat. Hal ini berarti bahwa seluruh data belum stasioner dalam mean. Sehingga perlu dilakukan differencing sebanyak 1 kali.



**Gambar 4.5** Plot ACF Setelah diff



**Gambar 4.6** Plot PACF Setelah diff

Berdasarkan gambar di atas menunjukkan bahwa plot ACF dan PACF dari data yang telah di differencing, menghasilkan data yang telah stasioner dalam mean atau rata-rata. Selain menggunakan plot ACF dan PACF, untuk mengetahui apakah data yang digunakan telah memenuhi asumsi stasioner dalam mean atau rata-rata dapat menggunakan pengujian *dickey fuller* (ADF test) sebagai berikut.

#### Hipotesis

H0 : Data tidak stasioner dalam *mean*

H1 : Data stasioner dalam *mean*

#### Taraf signifikansi

$$\alpha = 5\%$$

#### Statistik Uji

Dengan menggunakan software R, didapatkan hasil ADF tes sebagai berikut.

```
Augmented Dickey-Fuller Test
data: data
Dickey-Fuller = -1.2919, Lag order = 5, p-value = 0.8715
alternative hypothesis: stationary
```

**Gambar 4.7** Hasil ADF test

#### Keputusan

$p\text{-value} > 0,05$

$0,8715 > 0,05$

Gagal Tolak H0

#### Kesimpulan

Data tidak stasioner dalam *mean* dan perlu dilakukan *differencing*.

Setelah dilakukan *differencing* pada data sebelum intervensi sebanyak 1 kali, dilakukan pengujian menggunakan *dickey fuller* kembali dan mendapat hasil sebagai berikut.

#### Hipotesis

H0 : Data tidak stasioner dalam *mean*

H1 : Data stasioner dalam *mean*



### Taraf signifikansi

$$\alpha = 5\%$$

### Statistik Uji

Dengan menggunakan software R, didapatkan hasil ADF tes sebagai berikut.

```
Augmented Dickey-Fuller Test
data: difer
Dickey-Fuller = -4.3575, Lag order = 5, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Gambar 4.8 Hasil ADF test

### Keputusan

$$p\text{-value} < 0,05$$

$$0,01 < 0,05$$

Tolak  $H_0$

### Kesimpulan

Data sudah stasioner dalam *mean*.

Kemudian, akan dilakukan pemilihan model terbaik dari dugaan model menggunakan ARIMA dengan melihat signifikansi parameter berdasarkan nilai *p-value* serta nilai dari RMSe model.

### 4.3 Pemilihan Model Terbaik dari Dugaan Model

Berdasarkan pola ACF dan PACF pada gambar 4.4 dan 4.5 tampak bahwa pada lag 1 keluar dari batas signifikansi. Dengan demikian terdapat beberapa model dugaan yang akan diuji signifikansi dan pemenuhan asumsi residual.

Tabel 4.2 Model Dugaan Pre-Intervensi

Model	Parameter	Estimasi	p-value	Signifikansi	AIC
ARIMA(1,1,0)	AR lag 1	0,18432	0.0213	Signifikan	2296,117
ARIMA(0,1,1)	MA lag 1	-0,15042	0,0610	Tidak Signifikan	2297,145
ARIMA(1,1,1)	AR lag 1	0,42508	0,1921	Tidak Signifikan	2296,705
	MA lag 1	0,59518	0,0408	Signifikan	

Dari model dugaan pada tabel di atas, didapatkan kesimpulan bahwa model dugaan sementara adalah ARIMA(1,1,0) karena merupakan satu-satunya model yang memiliki parameter estimasi signifikan. Sehingga model terbaik pre-intervensi yang terbentuk adalah ARIMA(1,1,0).

### 4.4 Pengujian Asumsi Residual sebelum Intervensi

Setelah dilakukan dugaan model pada data pre-intervensi, akan dilakukan uji asumsi residual white noise dan distribusi normal.

#### 4.4.1 Asumsi Residual White Noise

Berikut merupakan hasil pengujian asumsi residual white noise pada data harga saham LG Corp. sebelum intervensi.

#### Hipotesis Uji

$H_0$  : Residual memenuhi asumsi white noise

$H_1$  : Residual tidak memenuhi asumsi white noise

**Taraf signifikansi : 5%**

**Statistik Uji**

**Tabel 4.1.1** Pengujian Asumsi White Noise

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.59	5	0.6091	-0.020	0.104	0.021	-0.041	0.017	0.093
12	9.04	11	0.6178	0.092	0.068	0.042	-0.073	-0.111	-0.016
18	16.68	17	0.4764	-0.018	0.015	0.161	-0.010	-0.120	0.053
24	24.72	23	0.3649	-0.140	0.110	-0.081	-0.072	0.029	-0.018
30	28.19	29	0.5080	-0.047	0.076	-0.043	-0.037	-0.083	0.009
36	32.72	35	0.5785	-0.032	-0.052	0.073	-0.072	-0.036	-0.084

**Keputusan**

Gagal Tolak  $H_0$  karena p-value untuk setiap lag lebih besar dari taraf signifikansi.

**Kesimpulan**

Residual dari model telah memenuhi asumsi whitenoise

#### 4.4.2 Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Berikut merupakan hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada data harga saham LG Corp. sebelum intervensi.

**Hipotesis Uji**

$H_0$  : Residual berdistribusi normal

$H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal

**Taraf signifikansi : 5%**

**Statistik Uji**

**Tabel 4.1.2** Pengujian Asumsi Distribusi Normal

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.933646	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.094937	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.495634	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	2.787139	Pr > A-Sq	<0.0050

**Keputusan**

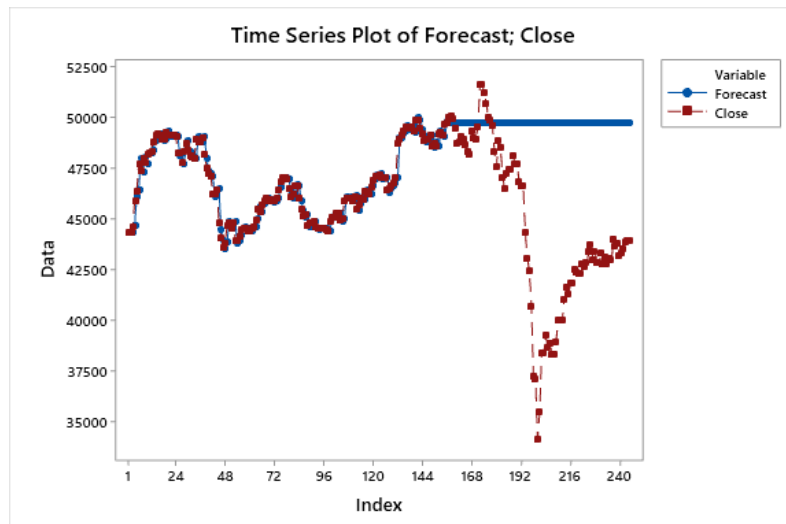
Tolak  $H_0$  karena p-value untuk setiap lag lebih kecil dari taraf signifikansi.

**Kesimpulan**

Residual dari model tidak memenuhi asumsi distribusi normal. Oleh karena tidak memenuhi asumsi distribusi normal, maka terdapat indikasi bahwa model mengandung outlier. Namun untuk keperluan penugasan, maka diasumsikan bahwa asumsi berdistribusi normal terpenuhi.

#### 4.5 Peramalan Model ARIMA

Dengan menggunakan model terbaik yang telah terbentuk yaitu ARIMA(1,1,0) dan telah memenuhi asumsi white noise, selanjutnya dilakukan pemodelan sejumlah data setelah intervensi. Berikut terdapat plot antara data aktual dengan data hasil peramalan untuk membandingkan dan melihat hasil ramalan yang diberikan.

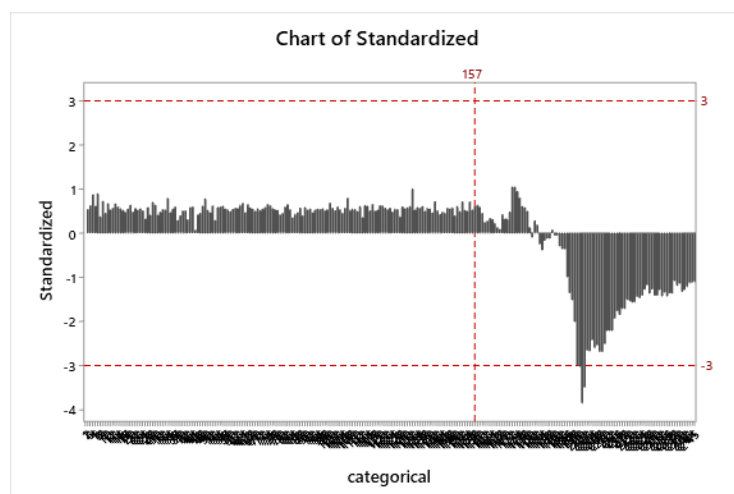


**Gambar 4.9** Plot data aktual dan peramalan

Berdasarkan pada gambar di atas, didapatkan bahwa hasil peramalan data dengan data actual menghasilkan nilai yang berdekatan. Namun peramalan mulai menjauhi nilai dari data aktual pada titik intervensi yaitu 20 Januari 2020. Sehingga dapat diasumsikan bahwa intervensi memengaruhi nilai saham dan menyebabkan model ARIMA tidak dapat meramal data secara tepat. Oleh karena itu, akan dilakukan pemodelan dengan pendekatan intervensi untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat.

#### 4.6 Identifikasi Pola Residual Intervensi

Setelah residual diperoleh melalui pemodelan ARIMA(1,1,0), kemudian residual akan di standarisasikan dengan dibagi  $\sqrt{MSE}$ . Setelah itu, residual yang telah di standarisasikan akan di plot pada chart residual dengan batas  $\pm 3\sigma$  dan di visualisasikan untuk menentukan orde b,r, dan s dalam model intervensi sebagai berikut.



**Gambar 4.10** Bar Chart Residual Standardized

Berdasarkan Gambar 4.10, terlihat terdapat 3 lag yang keluar dari batas setelah lag ke-T. Intervensi tersebut terjadi karena COVID-19 pada LG Corp. membentuk intervensi fungsi *step*. Dampak intervensi yang dirasakan LG Corp. dimulai pada waktu

T+42 setelah tanggal 20 Januari 2020. Sehingga, identifikasi b,r, dan s akan dilakukan berdasarkan fungsi respon (*response function*) setelah 20 Januari 2020.

#### 4.7 Pemodelan ARIMA Intervensi

Setelah mendapatkan model ARIMA yang terbaik dan mengidentifikasi pola residual intervensi, dilakukan pemodelan terhadap intervensi. Langkah awal yang perlu dilakukan adalah dengan memberikan variabel *dummy* 0 untuk data sebelum intervensi dan 1 pada data setelah intervensi.

##### 4.7.1 Pendugaan b,r,s Pada Model

Melalui pola *response function*, maka dilakukan pendugaan b,r,s dengan model ARIMA sesuai pada intervensi yaitu ARIMA(1,1,0) sebagai berikut.

**Tabel 4.3** Pendugaan Model Intervensi

Model	Parameter	p-value	signifikansi	AIC
b=42; r=1; s=3	AR 1,1	<0,0001	Seluruh Parameter Signifikan	3095,587
	NUM 1	0,0103		
	Num 1,1	<0,0001		
	DEN 1,1	0,0116		
b=42; r=2; s=3	AR 1,1	<0,0001	Seluruh Parameter Signifikan	3107,039
	NUM 1	<0,0001		
	NUM 1,1	0,0002		
	DEN 1,1	<0,0001		
b=42; r=3; s=1	AR 1,1	<0,0001	Seluruh Parameter Signifikan	3079,727
	NUM 1	<0,0001		
	NUM 1,1	<0,0001		
	DEN 1,1	<0,0001		
b=42; r=2; s=1	AR 1,1	<0,0001	Seluruh Parameter Signifikan	3113,377
	NUM 1	<0,0001		
	NUM 1,1	<0,0001		
	DEN 1,1	<0,0001		

Dilihat dari dugaan model ARIMA Intervensi, menunjukkan bahwa seluruh dugaan memiliki parameter signifikan. Sehingga harus dipilih satu model terbaik dengan mempertimbangkan nilai AIC terkecil.

##### 4.7.2 Pemodelan ARIMA Intervensi Terbaik

Berdasarkan pada Tabel 4.3, terlihat bahwa seluruh model dugaan intervensi memiliki parameter yang signifikan. Dari keempat model tersebut akan dipilih model terbaik dengan melihat nilai AIC terkecil. Sehingga model terbaik untuk intervensi adalah ARIMA(1,1,0) dengan b=42, r=3, dan s=1.

**Tabel 4.4** Model ARIMA Intervensi terbaik

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
AR1,1	0.39695	0.06683	5.94	<.0001	1	y	0
NUM1	2222.0	376.88090	5.90	<.0001	0	s	42
NUM1,1	-2487.9	331.20515	-7.51	<.0001	3	s	42
DEN1,1	-0.69021	0.07741	-8.92	<.0001	1	s	42

Step : b=42, r=3, s=1

ARIMA(1,1,0)

$$Z_t = \frac{\omega_1(B)}{\delta_2(B)} B^{42} S_t + \frac{\theta_p(B)}{(1-B^t)} a_t$$

$$Z_t = \frac{\omega_0 - \omega_1 B}{1 - \delta_2 B^2} B^{42} S_t + \frac{\theta_p(B)}{(1-B^t)} a_t$$

$$Z_t = \frac{2222 - 2487,9}{1 - 0,69021B^2} B^{42} S_t + \frac{1 - \phi_1 0,39695}{(1-B)} a_t$$

#### 4.7.3 Asumsi Residual Model ARIMA Intervensi

Setelah dilakukan dugaan model pada data intervensi, akan dilakukan uji asumsi residual white noise dan distribusi normal.

##### 4.7.3.1 Asumsi Residual White Noise

Berikut merupakan hasil pengujian asumsi residual white noise pada data harga saham LG Corp. intervensi.

##### Hipotesis Uji

H<sub>0</sub> : Residual memenuhi asumsi white noise

H<sub>1</sub> : Residual tidak memenuhi asumsi white noise

Taraf signifikansi : 5%

##### Statistik Uji

Tabel 4.1.1.1 Pengujian Asumsi White Noise Intervensi

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	6.05	5	0.3015	0.009	-0.054	0.030	0.147	-0.062	0.007
12	10.77	11	0.4631	0.014	-0.033	0.090	-0.065	-0.080	-0.049
18	12.90	17	0.7429	-0.005	-0.027	0.088	0.022	0.023	0.016
24	15.69	23	0.8683	-0.052	0.012	0.077	-0.050	-0.032	-0.010
30	27.69	29	0.5344	0.050	-0.119	-0.170	-0.046	0.049	-0.036
36	30.54	35	0.6835	-0.015	0.030	0.102	-0.014	0.002	0.011

##### Keputusan

Gagal Tolak H<sub>0</sub> karena p-value untuk setiap lag lebih besar dari taraf signifikansi.

##### Kesimpulan

Residual dari model telah memenuhi asumsi whitenoise

#### 4.7.3.2 Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Berikut merupakan hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada data harga saham LG Corp. intervensi.

##### Hipotesis Uji

$H_0$  : Residual berdistribusi normal

$H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal

Taraf signifikansi : 5%

##### Statistik Uji

Tabel 4.1.2 Pengujian Asumsi Distribusi Normal

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.924384	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.104983	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.571263	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	3.286268	Pr > A-Sq	<0.0050

##### Keputusan

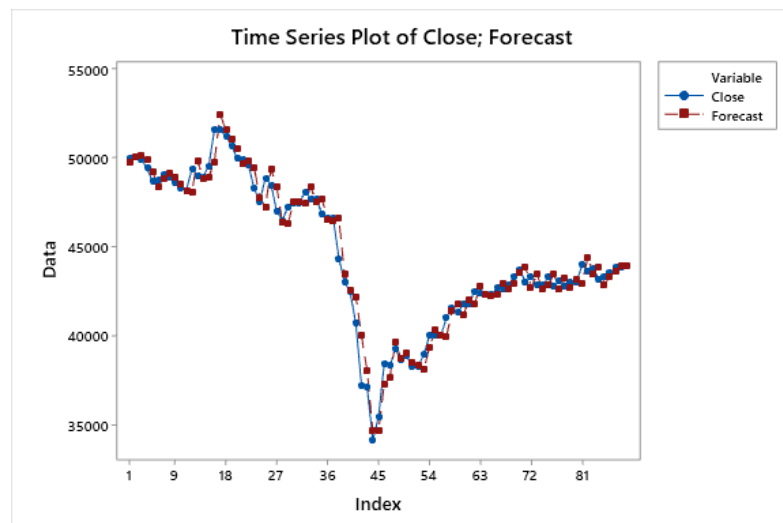
Tolak  $H_0$  karena p-value untuk setiap lag lebih kecil dari taraf signifikansi.

##### Kesimpulan

Residual dari model tidak memenuhi asumsi distribusi normal. Oleh karena tidak memenuhi asumsi distribusi normal, maka terdapat indikasi bahwa model mengandung outlier. Namun untuk keperluan penugasan, maka diasumsikan bahwa asumsi berdistribusi normal terpenuhi.

#### 4.8 Peramalan Model Intervensi Terbaik

Dengan menggunakan model terbaik yang telah terbentuk yaitu ARIMA(1,1,0) dengan  $b=42$ ,  $r=3$ , dan  $s=1$  dan telah memenuhi asumsi white noise, selanjutnya dilakukan pemodelan sejumlah data intervensi. Berikut terdapat plot antara data aktual dengan data hasil peramalan untuk membandingkan dan melihat hasil ramalan yang diberikan.



Gambar 4.11 Plot data aktual dan peramalan intervensi

Berdasarkan pada gambar di atas, didapatkan bahwa model yang terbentuk sudah merupakan model terbaik dikarenakan nilai yang berdekatan. Hasil yang diberikan model intervensi lebih baik jika dibandingkan dengan model biasa, hal ini menunjukkan bahwa intervensi pada awal kasus Covid-19 berpengaruh terhadap turun signifikannya saham dari LG Corp.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada BAB IV, didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Indeks harga saham LG Corp. cenderung mengalami penurunan tajam pada masa awal ditemukannya kasus Covid-19 di Korea Selatan yaitu pada tanggal 20 Januari 2023. Dengan demikian, dilakukan analisis intervensi dengan data yang digunakan adalah 3 Juni 2019 hingga 29 Mei 2020.
2. Model intervensi yang sesuai atau terbaik untuk memodelkan harga saham LG Corp. adalah ARIMA(1,1,0) dengan orde  $b=42$ ,  $r=3$ , dan  $s=1$ .
3. Pada pengujian untuk mendapat model terbaik LG Corp. didapatkan hasil *forecasting* yang memiliki perbedaan tidak signifikan terhadap nilai aktualnya. Sehingga hasil prediksi sudah baik dengan RMSE yang kecil. Dengan demikian, model yang terbentuk dapat melakukan forecasting untuk 89 hari kedepan.
4. Model intervensi LG Corp. membentuk fungsi step dimana hal ini mengindikasikan bahwa beberapa saham pada sektor elektronik memiliki tingkat kecepatan pemulihan ke kondisi semula yang lebih cepat.

#### **5.2 Saran**

Berdasarkan analisis data yang telah dilakukan, terdapat saran untuk penelitian selanjutnya yaitu dengan melakukan deteksi outlier dan mengatasi outlier tersebut. Hal ini disebabkan karena pada penelitian ini, residual belum memenuhi asumsi distribusi normal. Sehingga terdapat indikasi adanya outlier tersebut. Selain itu, analisis juga dapat dilakukan menggunakan metode peramalan yang lain seperti regresi *time series*, GARCH, ANFIS, dan sebagainya karena hasil forecasting cenderung konstan dan menunjukkan adanya fluktuasi data.

## REFERENSI

- Apriliyani, Eka. (2016). Peramalan Pengguna Kapal Ferry UjungKamal Dengan Metode Intervensi Dan Arimax. Undegraduate Thesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Diakses dari <https://repository.its.ac.id/72165/1/Binder1.pdf>.
- Aziz, M. (2015). Manajemen Investasi (R. Selvasari (Ed.)). BUDI UTAMA.
- Bowerman, B. L., & O'Connel, T. R. (1993). Forecasting and Time Series: An Applied Approach. California: Duxbury Press.
- Carrillo-Larco, R. M., & Castillo-Cara, M. (2020). Using Country-Level Variables to Classify Countries According to The Number of Confirmed COVID-19 Cases: An Unsupervised Machine Learning Approach. Wellcome Open Research, Maret(31), 1–8. <https://doi.org/10.12688/wellcomeopenres.15819.1>
- Daniel, W. (2000). Applied Nonparametric Statistics. California: Duxbury Press
- Draper, N. R., & Smith, H. (1992). Analisis regresi Terapan . Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Hadi, S. R. (2015). Sukses Membeli Saham Tanpa Modal Secara Otodidak (A. Latif (Ed.)). Laskar Aksara.
- Liu, W., Yue, X.-G., & Tchounwou, P. B. (2020). Response to the COVID-19 Epidemic: The Chinese Experience and Implications for Other Countries. International Journal of Environmental Research and Public Health, 17(7), 2304. <https://doi.org/10.3390/ijerph17072304> .
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E. (1999). Jilid 1 Edisi Kedua, Terjemahan Ir. Hari Suminto. Metode dan Aplikasi Peramalan, Jakarta : Bina Rupa Aksara.
- Solikhah, A. (2016). Statistika deskriptif dalam penelitian kualitatif. Jurnal Komunika, 10 (2), 342-362
- Walpole, R.E. 1995. Pengantar Statistika. Edisi ke 3. Diterjemahkan oleh: Bambang Sumantri. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama
- Wei, W.W.S. (2006). Time Series Analysis, Univariate, and ..Multivariate Methods. Canada: Addison Wesley Publishing Company.



## LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Saham LG Corp.

Date	Close	Date	Close	Date	Close	Date	Close
03/06/2019	44300	02/09/2019	45500	04/12/2019	46400	09/03/2020	47700
04/06/2019	44300	03/09/2019	45350	05/12/2019	46500	10/03/2020	46850
05/06/2019	44600	04/09/2019	45700	06/12/2019	46600	11/03/2020	46600
07/06/2019	45850	05/09/2019	45900	09/12/2019	46750	12/03/2020	46600
10/06/2019	46350	06/09/2019	46000	10/12/2019	47000	13/03/2020	44350
11/06/2019	47700	09/09/2019	45900	11/12/2019	48700	16/03/2020	43050
12/06/2019	47350	10/09/2019	45950	12/12/2019	48950	17/03/2020	42450
13/06/2019	47950	11/09/2019	45850	13/12/2019	49150	18/03/2020	40700
14/06/2019	47750	16/09/2019	45850	16/12/2019	49300	19/03/2020	37200
17/06/2019	48200	17/09/2019	46000	17/12/2019	49550	20/03/2020	37100
18/06/2019	48250	18/09/2019	46450	18/12/2019	49450	23/03/2020	34150
19/06/2019	48350	19/09/2019	46850	19/12/2019	49500	24/03/2020	35450
20/06/2019	48800	20/09/2019	47000	20/12/2019	49550	25/03/2020	38400
21/06/2019	49100	23/09/2019	47000	23/12/2019	49300	26/03/2020	38350
24/06/2019	49200	24/09/2019	46950	24/12/2019	49900	27/03/2020	39250
25/06/2019	49150	25/09/2019	46500	26/12/2019	49900	30/03/2020	38650
26/06/2019	48900	26/09/2019	46100	27/12/2019	49500	31/03/2020	38850
27/06/2019	48900	27/09/2019	46200	30/12/2019	49200	01/04/2020	38300
28/06/2019	49250	30/09/2019	46600	02/01/2020	48850	02/04/2020	38300
01/07/2019	49100	01/10/2019	46650	03/01/2020	48900	03/04/2020	38950
02/07/2019	49150	02/10/2019	46000	06/01/2020	48950	06/04/2020	40000
03/07/2019	49100	04/10/2019	45500	07/01/2020	49100	07/04/2020	40000
04/07/2019	49150	07/10/2019	45150	08/01/2020	48600	08/04/2020	40000
05/07/2019	49050	08/10/2019	45200	09/01/2020	48750	09/04/2020	41000
08/07/2019	48250	10/10/2019	44700	10/01/2020	48600	10/04/2020	41600
09/07/2019	48250	11/10/2019	44800	13/01/2020	49200	13/04/2020	41300
10/07/2019	47800	14/10/2019	44800	14/01/2020	49250	14/04/2020	41800
11/07/2019	48300	15/10/2019	44850	15/01/2020	49100	16/04/2020	41800
12/07/2019	48750	16/10/2019	44600	16/01/2020	49700	17/04/2020	42500
15/07/2019	48400	17/10/2019	44500	17/01/2020	49750	20/04/2020	42400
16/07/2019	48100	18/10/2019	44500	20/01/2020	50000	21/04/2020	42300
17/07/2019	48050	21/10/2019	44500	21/01/2020	50100	22/04/2020	42300
18/07/2019	48000	22/10/2019	44550	22/01/2020	49950	23/04/2020	42750
19/07/2019	48900	23/10/2019	44450	23/01/2020	49450	24/04/2020	42650
22/07/2019	48800	24/10/2019	44400	28/01/2020	48700	27/04/2020	42850
23/07/2019	48800	25/10/2019	44900	29/01/2020	48800	28/04/2020	43350
24/07/2019	49000	28/10/2019	45100	30/01/2020	49050	29/04/2020	43700
25/07/2019	48150	29/10/2019	45050	31/01/2020	48950	04/05/2020	43000
26/07/2019	47500	30/10/2019	45250	03/02/2020	48650	06/05/2020	43350
29/07/2019	47250	31/10/2019	45250	04/02/2020	48300	07/05/2020	42850
30/07/2019	47100	01/11/2019	44950	05/02/2020	48150	08/05/2020	42850

31/07/2019	46250	04/11/2019	45000	06/02/2020	49350	11/05/2020	43300
01/08/2019	46250	05/11/2019	45900	07/02/2020	49000	12/05/2020	42800
02/08/2019	46450	06/11/2019	46000	10/02/2020	48950	13/05/2020	43100
05/08/2019	44800	07/11/2019	46050	11/02/2020	49550	14/05/2020	42800
06/08/2019	44050	08/11/2019	46050	12/02/2020	51600	15/05/2020	43050
07/08/2019	43600	11/11/2019	45900	13/02/2020	51600	18/05/2020	43000
08/08/2019	43800	12/11/2019	46100	14/02/2020	51200	19/05/2020	44000
09/08/2019	44700	13/11/2019	45500	17/02/2020	50700	20/05/2020	43650
12/08/2019	44800	14/11/2019	45700	18/02/2020	50000	21/05/2020	43800
13/08/2019	44550	15/11/2019	46000	19/02/2020	49900	22/05/2020	43150
14/08/2019	44800	18/11/2019	45950	20/02/2020	49600	25/05/2020	43300
16/08/2019	43950	19/11/2019	46350	21/02/2020	48300	26/05/2020	43550
19/08/2019	43950	20/11/2019	46300	24/02/2020	47550	27/05/2020	43850
20/08/2019	44150	21/11/2019	46250	25/02/2020	48850	28/05/2020	43900
21/08/2019	44450	22/11/2019	46550	26/02/2020	48500	29/05/2020	43950
22/08/2019	44550	25/11/2019	46900	27/02/2020	47000		
23/08/2019	44550	26/11/2019	47100	28/02/2020	46500		
26/08/2019	44400	27/11/2019	47100	02/03/2020	47250		
27/08/2019	44400	28/11/2019	47200	03/03/2020	47450		
28/08/2019	44500	29/11/2019	47000	04/03/2020	47450		
29/08/2019	44600	02/12/2019	47000	05/03/2020	48100		
30/08/2019	44950	03/12/2019	47000	06/03/2020	47700		

Lampiran 2. Syntax *dickey fuller test* pada R

```

1 data1 <- read.csv("C:/Users/ACER/Documents/Kuliah S1/SEMESTER 4/ADW/Final Project/sebelum
2 data1
3
4 data <- ts(data1)
5
6 #ADF test sbm
7 library(tseries)
8 hasil1 <- adf.test(data)
9 hasil1
10
11 difer <- diff(data)
12 difer
13
14 hasil2 <- adf.test(difer)
15 hasil2

```

Lampiran 3. Syntax ARIMA pemilihan model pre-intervensi

```

data FP;
input y;
datalines;
44300
44300
44600
:
49700
49750
;
proc arima data = FP;
identify var = y(1) nlag = 40
noprint;
run;
estimate p = (1) noconstant method = cls;
estimate q = (1) noconstant method = cls;
estimate p = (1) q = (1) noconstant method = cls maxiter=250;
forecast lead = 89 out = arimaout printall;
run;

```

# The ARIMA Procedure

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
AR1,1	0.18432	0.07921	2.33	0.0213	1

Variance Estimate	157842.3
Std Error Estimate	397.2837
AIC	2296.117
SBC	2299.161
Number of Residuals	155

\* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.59	5	0.6091	-0.020	0.104	0.021	-0.041	0.017	0.093
12	9.04	11	0.6178	0.092	0.068	0.042	-0.073	-0.111	-0.016
18	16.68	17	0.4764	-0.018	0.015	0.161	-0.010	-0.120	0.053
24	24.72	23	0.3649	-0.140	0.110	-0.081	-0.072	0.029	-0.018
30	28.19	29	0.5080	-0.047	0.076	-0.043	-0.037	-0.083	0.009
36	32.72	35	0.5785	-0.032	-0.052	0.073	-0.072	-0.036	-0.084

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	-0.15042	0.07971	-1.89	0.0610	1

Variance Estimate	158892.8
Std Error Estimate	398.6136
AIC	2297.145
SBC	2300.189
Number of Residuals	155

\* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.70	5	0.4536	0.019	0.131	0.025	-0.033	0.022	0.097
12	10.55	11	0.4814	0.098	0.073	0.041	-0.073	-0.112	-0.021
18	17.70	17	0.4077	-0.016	0.019	0.156	-0.007	-0.117	0.047
24	25.35	23	0.3324	-0.139	0.101	-0.083	-0.071	0.022	-0.019
30	28.81	29	0.4751	-0.047	0.071	-0.045	-0.039	-0.086	0.003
36	33.61	35	0.5353	-0.034	-0.052	0.066	-0.075	-0.043	-0.090

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.42508	0.32447	1.31	0.1921	1
AR1,1	0.59518	0.28850	2.06	0.0408	1

Variance Estimate	157432.8
Std Error Estimate	396.7781
AIC	2296.705
SBC	2302.792
Number of Residuals	155

\* AIC and SBC do not include log determinant.

Correlations of Parameter Estimates		
Parameter	MA1,1	AR1,1
MA1,1	1.000	0.974
AR1,1	0.974	1.000

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	2.67	4	0.6147	-0.006	0.036	-0.028	-0.081	-0.004	0.089
12	9.33	10	0.5008	0.097	0.073	0.040	-0.086	-0.125	-0.026
18	17.94	16	0.3274	-0.018	0.029	0.176	-0.007	-0.125	0.041
24	25.22	22	0.2868	-0.125	0.112	-0.073	-0.073	0.033	-0.013
30	28.59	28	0.4333	-0.035	0.086	-0.031	-0.040	-0.079	0.013
36	32.79	34	0.5268	-0.026	-0.039	0.084	-0.056	-0.034	-0.085

#### Lampiran 4. Syntax dan output model terbaik pre-intervensi

```
data FP;
input y;
datalines;
44300
44300
44600
:
49750
;
proc arima data = FP;
identify var = y(1) nlag = 40
noprint;
run;
estimate p = (1) noconstant method = cls;
forecast lead = 89 out = arimaout printall;
run;
proc univariate data = arimaout
normal;
var residual;
run;
```

##### The ARIMA Procedure

###### Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
AR1,1	0.18432	0.07921	2.33	0.0213	1

Variance Estimate	157842.3
Std Error Estimate	397.2937
AIC	2296.117
SBC	2299.161
Number of Residuals	155

\* AIC and SBC do not include log determinant.

###### Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.59	5	0.6091	-0.020	0.104	0.021	-0.041	0.017	0.093
12	9.04	11	0.6178	0.092	0.068	0.042	-0.073	-0.111	-0.016
18	16.68	17	0.4764	-0.018	0.015	0.161	-0.010	-0.120	0.053
24	24.72	23	0.3649	-0.140	0.110	-0.081	-0.072	0.029	-0.018
30	28.19	29	0.5080	-0.047	0.076	-0.043	-0.037	-0.083	0.009
36	32.72	35	0.5785	-0.032	-0.052	0.073	-0.072	-0.036	-0.084

###### Tests for Normality

Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.933646	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.094937	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.495634	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	2.787139	Pr > A-Sq	<0.0050

## Lampiran 5. Syntax dan output model intervensi

```
data mtk;
input y s;
datalines;
44300 0
44300 0
44600 0
:
43850 1
43900 1
43950 1
;
proc arima data=mtk;
identify var=y(1) crosscorr=s(1);
estimate p=(1) input=(42$(2)/(3)s) noconstant method=cls;
run;
forecast lead=10 out=ramalan printall;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc print data=ramalan;
run;
```

Conditional Least Squares Estimation							
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag	Variable	Shift
AR1,1	0.39695	0.06683	5.94	<.0001	1	y	0
NUM1	2222.0	376.88090	5.90	<.0001	0	s	42
NUM1,1	-2487.9	331.20515	-7.51	<.0001	3	s	42
DEN1,1	-0.69021	0.07741	-8.92	<.0001	1	s	42

Variance Estimate	302018.4
Std Error Estimate	549.562
AIC	3079.727
SBC	3092.9
Number of Residuals	199

\* AIC and SBC do not include log determinant.

Correlations of Parameter Estimates				
Variable Parameter	AR1,1	NUM1	NUM1,1	DEN1,1
y AR1,1	1.000	0.180	-0.071	0.101
s NUM1	0.180	1.000	-0.353	0.462
s NUM1,1	-0.071	-0.353	1.000	-0.013
s DEN1,1	0.101	0.462	-0.013	1.000

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	6.05	5	0.3015	0.009	-0.054	0.030	0.147	-0.062	0.0
12	10.77	11	0.4631	0.014	-0.033	0.090	-0.065	-0.080	-0.0
18	12.90	17	0.7429	-0.005	-0.027	0.088	0.022	0.023	0.0
24	15.69	23	0.8883	-0.052	0.012	0.077	-0.050	-0.032	-0.0
30	27.69	29	0.5344	0.050	-0.119	-0.170	-0.046	0.049	-0.0
36	30.54	35	0.6835	-0.015	0.030	0.102	-0.014	0.002	0.0

Tests for Normality				
Test	Statistic		p Value	
Shapiro-Wilk	W	0.924384	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.104983	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	0.571263	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	3.286268	Pr > A-Sq	<0.0050