

**LAPORAN AKHIR METODE PERAMALAN  
PERAMALAN HARGA SAHAM BULANAN PT  
TELEKOMUNIKASI INDONESIA TBK DENGAN  
METODE *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED  
MOVING AVERAGE* (ARIMA)**



**Disusun Oleh :**

**Vanny Khairunnisaa (2206051506)**

**Dinda Nur Ramadhan (2206816992)**

**Jason Justin Andryana (2206029670)**

**Rachelle Melody D'lyra Soentara (2206051456)**

**STATISTIKA 2022  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS INDONESIA  
2024**

# DAFTAR ISI

## BAB I

<b>PENDAHULUAN.....</b>	<b>3</b>
1.1 Latar Belakang.....	3
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Batasan Masalah.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4

## BAB II

<b>METODE PENELITIAN.....</b>	<b>5</b>
2.1 Ruang Lingkup Penelitian.....	5
2.2 Variabel Penelitian.....	5
2.3 Metode Penelitian.....	5

## BAB III

<b>PEMBAHASAN.....</b>	<b>7</b>
3.1 Pre-Processing.....	7
3.2 Uji Stasioneritas Data.....	8
3.3 Spesifikasi Model.....	9
3.4 Diagnostic Model.....	10
3.4.1 Analisis Residual.....	10
A. Uji Stasioneritas Residual.....	10
B. Uji Independensi Residual.....	11
C. Uji Normalitas Residual.....	12
3.4.2 Overfitting Model.....	13
3.4.3 Cross Validation.....	13
1. Konstruksi model ARIMA dari data train.....	14
2. Peramalan cross validating.....	14
3. Perbandingan nilai aktual dan prediksi dengan plot.....	14
4. Menghitung nilai MAE, RMSE, MAPE.....	15
3.5 Forecasting.....	15

## BAB IV

<b>PENUTUP.....</b>	<b>17</b>
4.1 Kesimpulan.....	17
4.2 Saran.....	17
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>	<b>18</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>19</b>

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Saham (*stock*) merupakan instrumen pasang keuangan yang paling populer pada dekade saat ini. Salah satu sumber pendanaan perusahaan berasal dari penerbitan saham karena saham mampu memberikan tingkat keuntungan yang menarik bagi para investor karena nilainya yang dapat berubah seiring berjalannya waktu.

PT Telkom Indonesia Tbk merupakan badan usaha milik negara pada bidang jasa telekomunikasi dan jaringan. Didirikan pada Juli 1965 yang memisahkan industri pos dari industri telekomunikasi yang sedang berkembang di masanya. Dengan lamanya umur dan pelayanan yang berkembang diyakini bahwa banyak investor yang ingin menanam modal dengan PT Telkom Indonesia. Analisis tren dari pergerakan saham sangatlah dibutuhkan oleh pelaku pasar seperti investor untuk membuat keputusan penanaman saham dan investasi. Karena nilai saham yang berkembang berdasarkan waktu, maka analisis tren dapat dilakukan dengan penerapan *time series analysis* atau Metode Peramalan.

Lebih dari 50 tahun berkancan di bursa saham, PT Telkom Indonesia Tbk berada pada peringkat satu kapitalisasi pasar industri telekomunikasi di Indonesia dengan Kapitalisasi Pasar IDR 269.449.186 Juta. Hal ini semakin mendukung alasan memprediksi harga saham pada PT Telkom Indonesia Tbk dengan data yang digunakan pada rentang waktu Januari 2012 hingga Juni 2024 dengan metode peramalan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average).

### **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah yang diperoleh adalah sebagai berikut.

1. Apakah model time series ARIMA cocok digunakan untuk memprediksi harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk dari tahun 2004 hingga 2024 ?
2. Bagaimana pola pergerakan harga saham perusahaan PT Telekomunikasi Indonesia Tbk selama 150 bulan terakhir?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan dari penelitian yang kami lakukan adalah sebagai berikut.

1. Untuk mengevaluasi kecocokan suatu model time series ARIMA dalam memprediksi harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk pada rentang waktu Januari 2012 hingga Juni 2024.
2. Untuk menganalisis pola pergerakan harga saham perusahaan PT Telekomunikasi Indonesia Tbk selama 150 bulan terakhir.

### 1.4 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Peramalan dalam penelitian ini menggunakan data harga *close* saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk.
2. Data pada penelitian ini diambil dalam jangka waktu mulai dari Januari 2012 hingga Juni 2024 dengan data yang tercakup sebanyak 150 data.
3. Data pada penelitian ini diakses pada 12 Juni 2024 melalui [finance.yahoo.com/quote/TLKM.JK/history](https://finance.yahoo.com/quote/TLKM.JK/history).

### 1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Menambah wawasan tentang menentukan model runtun waktu terbaik dan pemahaman tentang kemampuan model ARIMA dalam memprediksi harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk.
2. Menyediakan wawasan tentang pola pergerakan harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk selama 150 bulan terakhir dengan metode sederhana.
3. Menjadi referensi untuk penelitian selanjutnya.

## BAB II

### METODE PENELITIAN

#### 2.1 Ruang Lingkup Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian berasal dari data saham dari PT Telekomunikasi Indonesia Tbk dimulai pada 15 Juni 2009 hingga 17 Juni 2024 meliputi harga *open*, *high*, *low*, *close*, *adj close*, dan *volume*. Ruang lingkup *final project* ini adalah harga *close* saham yang diambil perbulannya dimulai dari Januari 2012 hingga Juni 2024 dengan jumlah data penelitian sebesar 150. Pada penelitian ini bertujuan untuk menggunakan data historis ini sebagai dasar untuk meramalkan harga *close* saham di masa depan yaitu 18 bulan ke depan.

Dataset yang digunakan untuk *final project* dapat diakses pada tautan berikut [finance.yahoo.com/quote/TLKM.JK/history](https://finance.yahoo.com/quote/TLKM.JK/history)

#### 2.2 Variabel Penelitian

Dalam *final project* ini, variabel yang digunakan adalah data harga *close* saham PT Telekomunikasi Indonesia TBK dimulai dari Januari 2012 hingga Juni 2024.

#### 2.3 Metode Penelitian

Dalam *final project* ini, digunakan dua metode penelitian utama untuk mencapai hasil yang diharapkan. Metode pertama yang diterapkan adalah **studi pustaka**. Studi pustaka melibatkan teknik pengumpulan data dan informasi dengan cara membaca dan menganalisis literatur atau sumber-sumber tertulis lainnya. Sumber-sumber tersebut meliputi buku-buku, penelitian-penelitian terdahulu, makalah, jurnal ilmiah, artikel, laporan hasil penelitian, dan majalah-majalah yang relevan dengan topik penelitian. Dengan mengkaji berbagai literatur tersebut, diharapkan akan diperoleh pemahaman yang komprehensif dan mendalam mengenai apa yang diteliti.

Metode penelitian kedua yang digunakan adalah **simulasi dan analisis data**. Dalam metode ini, dilakukan pemrosesan dan analisis terhadap data yang relevan dengan menggunakan teknik simulasi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset harga *close* saham PT Telekomunikasi Indonesia TBK dimulai dari Januari 2012 hingga Juni 2024. Untuk menganalisis dan mensimulasikan data tersebut, digunakan software R Studio, yang memungkinkan penelitian dilakukan dengan lebih sistematis dan terstruktur. Dengan metode ini, peneliti dapat memodelkan, mengevaluasi, dan memprediksi berbagai pola dan tren yang

berkaitan dengan harga saham, sehingga menghasilkan temuan-temuan yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan yang lebih baik.

## BAB III

### PEMBAHASAN

#### 3.1 Pre-Processing

Berikut adalah cuplikan data yang digunakan dalam penelitian ini

```
> #1. Import data ====
> sahamtelkom <- read.csv("C:/users/USER/Downloads/TLKM.Jkbulan.csv")
> sahamtelkom
```

	Date	Open	High	Low	Close	Adj.Close	Volume
1	2004-10-01	830	880	825	870	467.3301	2747420000
2	2004-11-01	870	1030	865	1000	537.1611	1877697500
3	2004-12-01	1000	1060	905	965	518.3604	2680377500
4	2005-01-01	975	1025	950	960	516.4358	2420252500
5	2005-02-01	965	975	875	885	476.0893	1953932500
6	2005-03-01	885	935	835	895	481.4688	3528717500
7	2005-04-01	900	945	850	855	459.9507	1347762500
8	2005-05-01	855	955	820	930	500.2972	1845715000
9	2005-06-01	935	1070	930	1000	537.9540	1940347500
10	2005-07-01	1000	1180	980	1110	597.1289	1613512500

Akan dipilih sebanyak 150 data terakhir dengan mengambil hanya kolom pertama dan kolom kelima dari *data frame* yang ada. Data yang diambil tercatat dimulai dari Januari 2012 hingga Juni 2024.

```
> data <- sahamtelkom
> data <- data[,c(1,5)]
> data <- tail(data,150)
> head(data)
```

	Date	Close
88	2012-01-01	1370
89	2012-02-01	1410
90	2012-03-01	1400
91	2012-04-01	1700
92	2012-05-01	1560
93	2012-06-01	1630

```
> tail(data)
```

	Date	Close
232	2024-01-01	3960
233	2024-02-01	4000
234	2024-03-01	3470
235	2024-04-01	3170
236	2024-05-01	2900
237	2024-06-01	2720

Masuk ke dalam bagian *pre-processing* akan dihilangkan *outlier* dan *missing value* pada kolom kedua dengan fungsi 'tsclean' yang secara otomatis melakukan pembersihan dengan mendeteksi dan *outlier* dan menginterpolasi *missing value* atau menggantikan nilai yang hilang.

```
> data[,2] <- tsclean(data[,2],replace.missing = TRUE)
> data[,2]
```

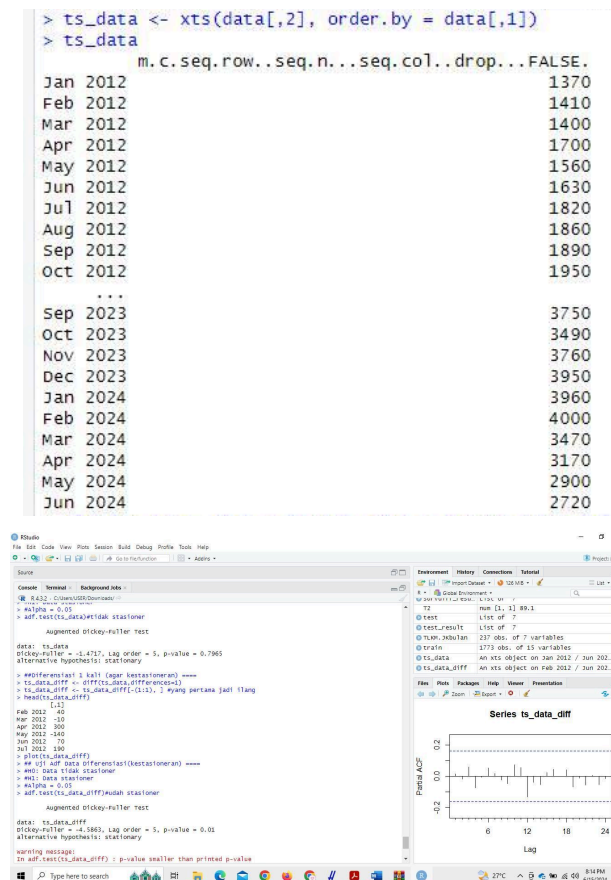
[1]	1370	1410	1400	1700	1560	1630	1820	1860	1890	1950	1800	1790	1940	2150	2200	2340	2210	2250	2380
[20]	2200	2100	2350	2175	2150	2275	2325	2215	2265	2575	2465	2650	2665	2915	2750	2825	2865	2830	2935
[39]	2890	2615	2845	2930	2940	2870	2645	2680	2930	3105	3340	3250	3325	3550	3700	3980	4230	4210	4310

Selanjutnya berdasarkan kolom pertama pada data, data akan dikonversi sehingga membentuk format yang mewakili bulan dan tahunnya.

```
> data[,1] <- as.yearmon(data[,1], format = "%Y-%m")
> data[,1]
```

[1]	"Jan 2012"	"Feb 2012"	"Mar 2012"	"Apr 2012"	"May 2012"	"Jun 2012"	"Jul 2012"	"Aug 2012"
[9]	"Sep 2012"	"Oct 2012"	"Nov 2012"	"Dec 2012"	"Jan 2013"	"Feb 2013"	"Mar 2013"	"Apr 2013"
[17]	"May 2013"	"Jun 2013"	"Jul 2013"	"Aug 2013"	"Sep 2013"	"Oct 2013"	"Nov 2013"	"Dec 2013"
[25]	"Jan 2014"	"Feb 2014"	"Mar 2014"	"Apr 2014"	"May 2014"	"Jun 2014"	"Jul 2014"	"Aug 2014"

Langkah berikutnya adalah mengonversi kolom kedua dari data menjadi objek xts dimana indeks waktu ditentukan oleh kolom pertama. Hal ini dilakukan untuk memudahkan analisis data pada *time series*. Berikut adalah hasil dari *codes*



### 3.2 Uji Stasioneritas Data

Selanjutnya akan dilakukan uji stasioneritas untuk data. Uji stasioneritas merupakan langkah penting dalam analisis deret waktu untuk memastikan bahwa karakteristik statistik seperti mean dan varians dari data tidak berubah seiring waktu. Stasioneritas adalah prasyarat untuk banyak metode analisis deret waktu, termasuk peramalan dan model ARIMA, karena metode-metode ini mengasumsikan bahwa data bersifat stasioner. Salah satu cara untuk menguji stasioneritas adalah dengan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Uji ini membantu dalam menentukan apakah suatu deret waktu mengandung unit root, yang berarti data tidak stasioner. Jika hasil uji menunjukkan bahwa data stasioner, maka data tersebut dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut tanpa perlu transformasi tambahan. Berikut adalah penjelasan hasil uji stasioneritas menggunakan ADF pada data yang telah didiferensiasi.

- Hipotesis



$H_0 = \text{Data tidak stasioner}$

$H_1 = \text{Data stasioner}$

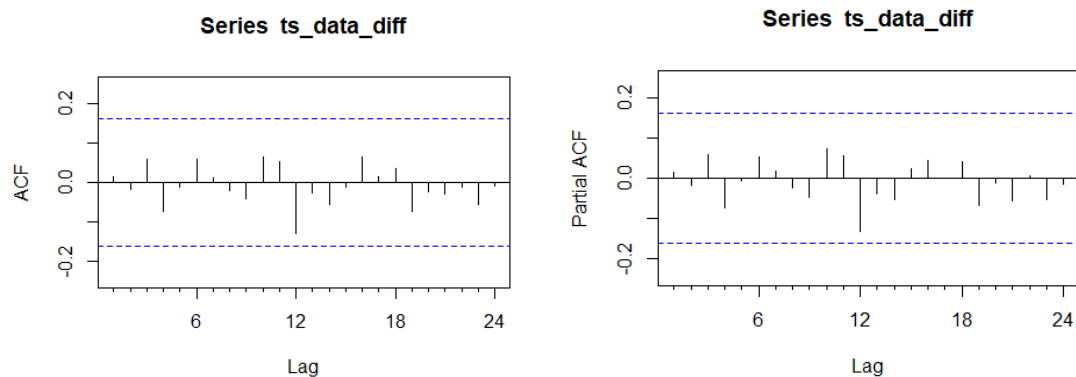
- Tingkat signifikansi ( $\alpha$ ) = 0.05
- Output uji:

```
Augmented Dickey-Fuller Test  
  
data: ts_data_diff  
Dickey-Fuller = -4.5863, Lag order = 5, p-value = 0.01  
alternative hypothesis: stationary
```

Berdasarkan hasil uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), didapatkan nilai Dickey-Fuller sebesar -4.5863 dengan p-value sebesar 0.01. Karena p-value yang dihasilkan lebih kecil dari tingkat signifikansi ( $0.01 < 0.05$ ), kita menolak hipotesis nol ( $H_0$ ) dan menerima hipotesis alternatif ( $H_1$ ). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data yang telah terdiferensiasi adalah stasioner.

### 3.3 Spesifikasi Model

Tahapan selanjutnya adalah memilih model terbaik untuk data runtun waktu. Pemilihan model dapat dilakukan dengan memperhatikan pola Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Akan dilihat kembali plot yang telah dilakukan differencing.



Berdasarkan hasil di atas Terlihat bahwa ACF dan PACF dari data time series yang sudah dilakukan differencing dan transformasi tidak memberikan insight tentang model yang sesuai dengan data. Oleh sebab itu akan dilakukan analisis menggunakan EACF dan mengambil beberapa model yang sekiranya sesuai dengan data.

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

Dari hasil EACF dan melihat grafik data yang stasioner di sekitar 0, maka akan diajukan 3 model yaitu ARIMA(0,1,0), ARIMA (1,1,1), dan ARIMA(2,1,2). Setelah menentukan 3 model yang akan diajukan akan dilihat model mana yang paling efektif dalam menginterpretasikan data .

### 3.4 Diagnostic Model

Diagnostic model adalah proses evaluasi dan analisis untuk mengidentifikasi masalah dalam model statistik/prediktif. Tujuan utamanya adalah memastikan bahwa model tersebut bekerja dengan baik dan memberikan hasil yang akurat dan dapat diandalkan.

#### 3.4.1 Analisis Residual

##### A. Uji Stasioneritas Residual

Akan digunakan uji Augmented Dickey-Fuller dengan hipotesis dan signifikansinya sebagai berikut :

- Hipotesis

$$H_0 = \text{Data tidak stasioner}$$

$$H_1 = \text{Data stasioner}$$

- Tingkat signifikansi ( $\alpha$ ) = 0.05
- Output uji :

```
> adf.test(fit$residuals)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: fit$residuals
Dickey-Fuller = -4.6028, Lag order = 5,
p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Berdasarkan hasil uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), didapatkan nilai Dickey-Fuller sebesar -4.6028 dengan p-value sebesar 0.01. Karena

p-value yang dihasilkan lebih kecil dari tingkat signifikansi ( $0.01 < 0.05$ ), kita menolak hipotesis nol ( $H_0$ ) dan menerima hipotesis alternatif ( $H_1$ ). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa residual dari model 1 adalah stasioner.

## B. Uji Independensi Residual

Akan digunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis dan tingkat signifikansi sebagai berikut:

- Hipotesis  
 $H_0 = \text{Residual tidak berkorelasi}$   
 $H_1 = \text{Residual saling berkorelasi}$

- Tingkat signifikansi ( $\alpha$ ) = 0.05

- Output uji :

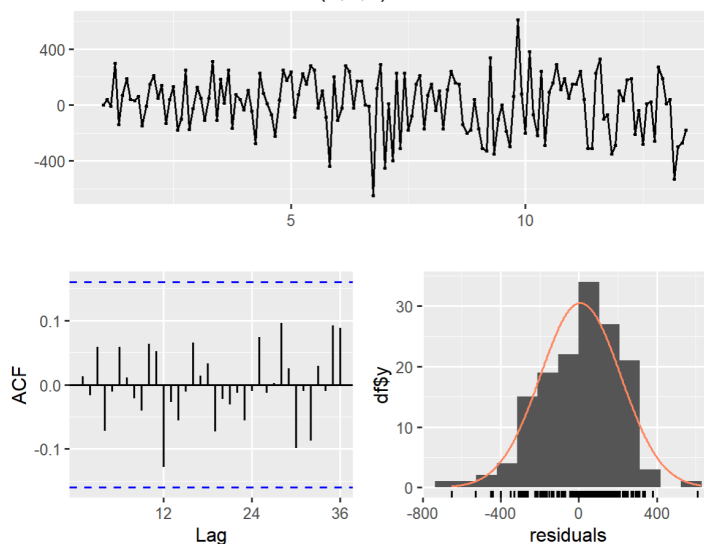
```
> checkresiduals(fit)
```

Ljung-Box test

```
data: Residuals from ARIMA(0,1,0)  
Q* = 9.54, df = 24, p-value = 0.9962
```

```
Model df: 0. Total lags used: 24
```

Residuals from ARIMA(0,1,0)



Berdasarkan uji Ljung-Box dengan p-value sebesar 0.9962. Karena p-value yang dihasilkan lebih besar dari tingkat signifikansi ( $0.9962 >$

0.05), kita menerima hipotesis nol ( $H_0$ ). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa residual dari model 1 adalah tidak saling berkorelasi.

### C. Uji Normalitas Residual

Akan digunakan uji Jarque Bera dengan hipotesis dan tingkat signifikansi sebagai berikut

- Hipotesis

$$H_0 = \text{Residual berdistribusi normal}$$

$$H_1 = \text{Residual tidak berdistribusi normal}$$

- Tingkat signifikansi ( $\alpha$ ) = 0.05
- Output uji :

```
> jarque.bera.test(fit$residuals)
```

Jarque Bera Test

```
data: fit$residuals  
X-squared = 4.2979, df = 2, p-value = 0.1166
```

Berdasarkan uji Jacques Bera dengan p-value sebesar 0.1166, karena p-value yang dihasilkan lebih besar dari tingkat signifikansi ( $0.1166 > 0.05$ ), kita menerima hipotesis nol ( $H_0$ ). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa residual dari model 1 berdistribusi normal.

### 3.4.2 Overfitting Model

Akan dikonstruksi 2 model yang merupakan model *overfitting*:

```
> overfit1 <- Arima(ts_data, order = c(0,1,1))
> overfit2 <- Arima(ts_data, order = c(1,1,0))
> cbind(overfit1,fit,overfit2)
```

	overfit1	fit	overfit2
coef	0.01549505	numeric,0	0.01500937
sigma2	42766.01	42488.94	42766.31
var.coef	0.006933393	numeric,0	0.006700705
mask	TRUE	logical,0	TRUE
loglik	-1005.351	-1005.368	-1005.351
aic	2014.702	2012.736	2014.703
arma	integer,7	integer,7	integer,7
residuals	ts,150	ts,150	ts,150
call	expression	expression	expression
series	"ts_data"	"ts_data"	"ts_data"
code	0	0	0
n.cond	0	0	0
nobs	149	149	149
model	list,10	list,10	list,10
aicc	2014.784	2012.764	2014.785
bic	2020.71	2015.74	2020.711
x	xts,150	xts,150	xts,150
fitted	ts,150	ts,150	ts,150

Dapat dilihat model fit (model 1) memiliki AIC dan BIC yang terkecil dibandingkan dengan nilai AIC dan BIC pada model *overfit1* dan *overfit2*.

Dilakukan juga uji t-test untuk model *overfit1* dan *overfit2* :

```
> t_test(overfit1, alpha = 0.05) #Parameter tidak signifikan
      Coeffs Std.Errors      t Crit.Values Rej.H0
ma1 0.01549505  0.083267 0.1860887    1.976122  FALSE
> t_test(overfit2, alpha = 0.05) #Parameter tidak signifikan
      Coeffs Std.Errors      t Crit.Values Rej.H0
ar1 0.01500937 0.08185783 0.183359    1.976122  FALSE
```

Karena  $H_0$  tidak ditolak, maka dapat disimpulkan pada model *overfit1* maupun *overfit2* memiliki parameter yang tidak signifikan.

### 3.4.3 Cross Validation

Data akan dibagi menjadi *train* dan *test* dimana data *train* terdiri dari data dari awal hingga bulan Januari 2024, dan *test* berisi data dari Februari 2024 hingga akhir data (Juni 2024).

```
> tail(data)
      Date Close
232 Jan 2024  3960
233 Feb 2024  4000
234 Mar 2024  3470
235 Apr 2024  3170
236 May 2024  2900
237 Jun 2024  2720
> train <- window(ts_data,end=as.yearmon("Jan 2024"))
> test  <- window(ts_data,start=as.yearmon("Feb 2024"))
```

### 1. Konstruksi model ARIMA dari data *train*

```
> train_fit <- Arima(train, order = c(0,1,0))
```

### 2. Peramalan cross validating

```
> forecast_train <- forecast(train_fit, 5)
```

```
> test1 <- as.data.frame(test)
```

```
> cbind(test1, forecast_train)
```

	V1	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Feb 2024	4000	3960	3701.628	4218.372	3564.854	4355.146
Mar 2024	3470	3960	3594.606	4325.394	3401.179	4518.821
Apr 2024	3170	3960	3512.486	4407.514	3275.586	4644.414
May 2024	2900	3960	3443.255	4476.745	3169.707	4750.293
Jun 2024	2720	3960	3382.262	4537.738	3076.426	4843.574

```
> forecast_train
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Feb 13	3960	3701.628	4218.372	3564.854	4355.146
Mar 13	3960	3594.606	4325.394	3401.179	4518.821
Apr 13	3960	3512.486	4407.514	3275.586	4644.414
May 13	3960	3443.255	4476.745	3169.707	4750.293
Jun 13	3960	3382.262	4537.738	3076.426	4843.574

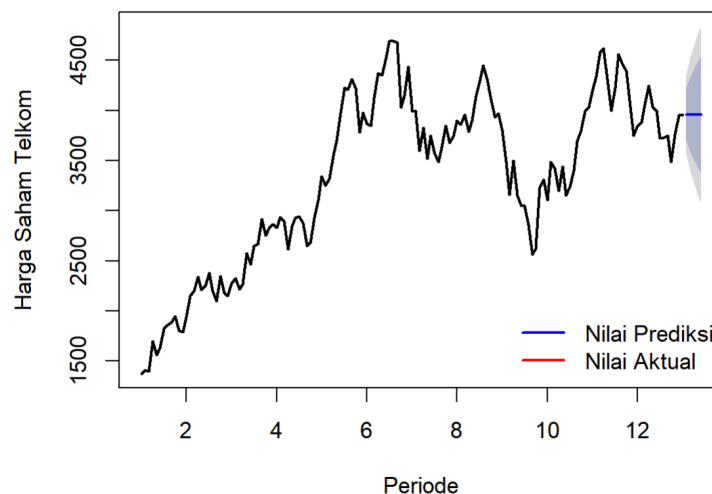
```
> forecast_train
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Feb 13	3960	3701.628	4218.372	3564.854	4355.146
Mar 13	3960	3594.606	4325.394	3401.179	4518.821
Apr 13	3960	3512.486	4407.514	3275.586	4644.414
May 13	3960	3443.255	4476.745	3169.707	4750.293
Jun 13	3960	3382.262	4537.738	3076.426	4843.574

### 3. Perbandingan nilai aktual dan prediksi dengan plot

```
> plot(forecast_train, fcol = "blue", lwd = 2, xlab = "Periode", ylab = "Harga Saham Telkom",  
+      main = "Nilai Aktual vs Nilai Prediksi")  
> lines(seq(102,106), test[1:5], col = "red", lwd = 2)  
> legend("bottomright", col = c("blue", "red"), lwd = 2, bty = "n",  
+      legend = c("Nilai Prediksi", "Nilai Aktual"))
```

Nilai Aktual vs Nilai Prediksi



Diperoleh bahwa hasil observasi aktual berada diluar interval peramalan 95% saat dilakukan pada 5 bulan terakhir.

#### 4. Menghitung nilai MAE, RMSE, MAPE

```
> test1$V1
[1] 4000 3470 3170 2900 2720
> aktual <- test1$V1
> prediksi <- forecast_train$mean
> mean(abs(aktual - prediksi)) #MAE
[1] 724
> sqrt(mean((aktual - prediksi)^2)) #RMSE
[1] 839.8809
> mean(abs((aktual - prediksi)/aktual)) #MAPE
[1] 0.2443643
```

### 3.5 Forecasting

Akan dilakukan *forecasting* untuk 18 bulan kedepan.

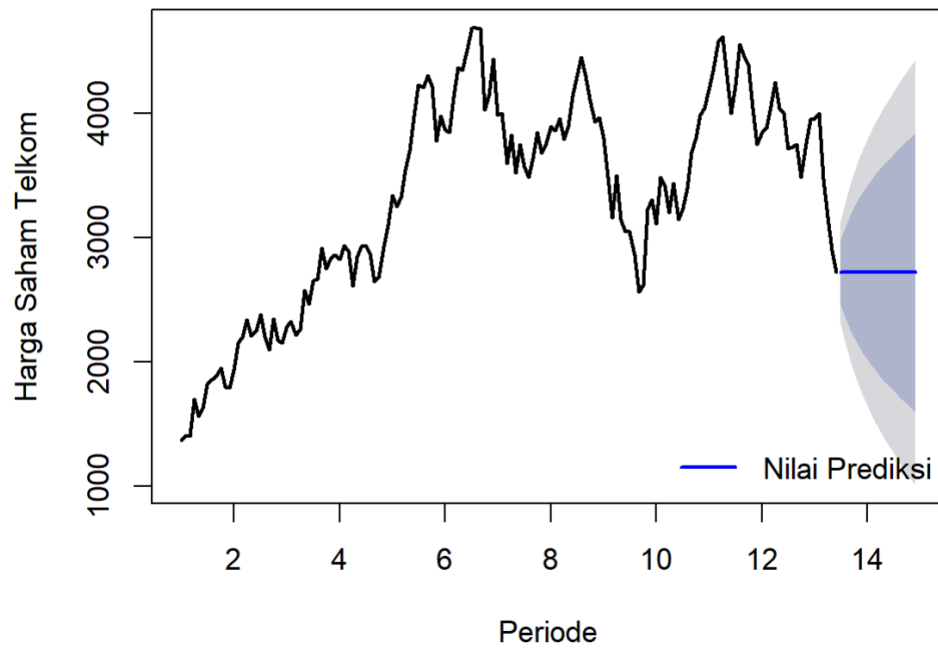
```
> forecast_final <- forecast(fit, 18)
> forecast_final
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jul 13	2720	2455.836	2984.164	2315.996	3124.004
Aug 13	2720	2346.415	3093.585	2148.652	3291.348
Sep 13	2720	2262.454	3177.546	2020.244	3419.756
Oct 13	2720	2191.672	3248.328	1911.991	3528.009
Nov 13	2720	2129.311	3310.689	1816.619	3623.381
Dec 13	2720	2072.932	3367.068	1730.396	3709.604
Jan 14	2720	2021.087	3418.913	1651.105	3788.895
Feb 14	2720	1972.831	3467.169	1577.303	3862.697
Mar 14	2720	1927.507	3512.493	1507.987	3932.013
Apr 14	2720	1884.639	3555.361	1442.426	3997.574
May 14	2720	1843.866	3596.134	1380.069	4059.931
Jun 14	2720	1804.908	3635.092	1320.488	4119.512
Jul 14	2720	1767.542	3672.458	1263.342	4176.658
Aug 14	2720	1731.588	3708.412	1208.354	4231.646
Sep 14	2720	1696.896	3743.104	1155.298	4284.702
Oct 14	2720	1663.343	3776.657	1103.983	4336.017
Nov 14	2720	1630.823	3809.177	1054.247	4385.753
Dec 14	2720	1599.246	3840.754	1005.955	4434.045

Plot peramalan untuk 5 periode di masa depan didapatkan sebagai berikut

```
> plot(forecast_final, fcol = "blue", lwd = 2, xlab = "Periode", ylab = "Harga Saham Telkom",
+      main = "Ramalan ARIMA(0,1,0) untuk 18 Bulan")
> legend("bottomright", col = "blue", legend = "Nilai Prediksi", lwd = 2, bty = "n")
```

### Ramalan ARIMA(0,1,0) untuk 18 Bulan





## **BAB IV**

### **PENUTUP**

#### **4.1 Kesimpulan**

Setelah dilakukan analisis time series, kita dapatkan kalau model yang paling baik dalam menjelaskan data harga saham telkom dari 2012-01-01 hingga 2024-06-01 adalah model ARIMA(0,1,0) atau *random walk* setelah di diferensiasi sekali. Model ini sudah berhasil melewati asumsi residual. Model ini secara tidak langsung mendeskripsikan bahwa harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk tidak mempunyai *drift* dan dependen ke observasi sebelum waktu itu. Namun, harga saham cenderung *volatile* maka penggunaan model ini memerlukan pertimbangan.

#### **4.2 Saran**

Model ini memiliki beberapa kekurangan. Data yang kita lihat hanyalah dari January 2012 dan hanya melihat tanggal 1 di setiap bulan. Kita dapat menambah kekuatan prediktif dengan menambah data harga saham sebelumnya. Model Arima sendiri memiliki banyak batasan, maka penggunaan teknik pemodelan lain seperti Time-series Neural Network dan lainnya boleh dipertimbangkan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Cryer, J. D., & Chan, K. (2008). Time Series Analysis: With applications in R. Springer.
- Febriansyah, Y. (n.d.). Bab III Metodologi Penelitian 3.1 Metode Penelitian - upi repository.  
[http://repository.upi.edu/21016/6/S\\_PSR\\_1103098\\_Chapter3.pdf](http://repository.upi.edu/21016/6/S_PSR_1103098_Chapter3.pdf)
- Ho, S. L., & Xie, M. (1998). The use of ARIMA models for reliability forecasting and analysis. *Computers & industrial engineering*, 35(1-2), 213-216.
- Mondal, P., Shit, L., & Goswami, S. (2014). Study of effectiveness of time series modeling (ARIMA) in forecasting stock prices. *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications*, 4(2), 13.
- Saham. (2007). Indonesia Stock Exchange Bursa Efek Indonesia. - IDX.  
[idx.co.id/id/produk/saham](http://idx.co.id/id/produk/saham)
- Setiawan, Y. P. (n.d.). Peralaman Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk Menggunakan Model ARIMA. RPubS. [https://rpubs.com/yogapramudana/arima\\_bbca](https://rpubs.com/yogapramudana/arima_bbca)
- PT.TELKOM INDONESIA (PERSERO) TBK [TLKM]. IDN FINANCIALS.  
[idnfinancials.com/id/tlkm/pt-telkom-indonesia-persero-tbk](http://idnfinancials.com/id/tlkm/pt-telkom-indonesia-persero-tbk)

## LAMPIRAN

<https://drive.google.com/drive/folders/1VaNeDgHoB93M0mOAuzkQV224xk8mnPvF>

```
library(BETS) #t_test()
library(forecast) #Arima(), checkresiduals(), forecast(), tsdisplay()
library(TSA) #eacf()
library(tseries) #adf.test()
library(zoo)
library(xts)
library(imputeTS)
library(ggplot2)
#Fungsi lainnya sudah terdefinisi secara default di R

#1. Import data ====
sahamtelkom <-
  read.csv(
    "D:/OneDrive - UNIVERSITAS INDONESIA/Universitas Indonesia/Buku-Buku
    kelas/Semester 4/Metper_Metode Peramalan/PROJECT TERAKHIR/TLKM.JKbulan.csv"
  )
sahamtelkom
data <- sahamtelkom
data <- data[, c(1, 5)]
data <- tail(data, 150)
head(data)
tail(data)
class(data[, 2])

#2. Preprocessing ====
## Oulier dan missing value akan di hilangkan ====
data
data[, 2] <- tsclean(data[, 2], replace.missing = TRUE)
data[, 2]
data[, 1] <- as.yearmon(data[, 1], format = "%Y-%m")
data[, 1]
ts_data <- xts(data[, 2], order.by = data[, 1])
ts_data
plot(ts_data, xlab = "Time", ylab = "Harga Saham Telkom")
```

```
## Uji Adf (kestasioneran) =====
```

```
#H0: Data tidak stasioner
```

```
#H1: Data stasioner
```

```
#Alpha = 0.05
```

```
adf.test(ts_data)#tidak stasioner
```

```
##Diferensiasi 1 kali (agar kestasioneran) =====
```

```
ts_data_diff <- diff(ts_data, differences = 1)
```

```
ts_data_diff <- ts_data_diff[-(1:1),] #yang pertama jadi ilang
```

```
head(ts_data_diff)
```

```
plot(ts_data_diff)
```

```
## Uji Adf Data Diferensiasi(kestasioneran) =====
```

```
#H0: Data tidak stasioner
```

```
#H1: Data stasioner
```

```
#Alpha = 0.05
```

```
adf.test(ts_data_diff)#udah stasioner
```

```
#3. Spesifikasi Model =====
```

```
Acf(ts_data_diff)#gak ada kandidat
```

```
Pacf(ts_data_diff) #gak ada kandidat
```

```
eacf(ts_data_diff)#kandidat ARIMA(0,1,0),ARIMA(1,1,1),ARIMA(2,1,2)
```

```
model1 <- Arima(ts_data, order = c(0, 1, 0))
```

```
model2 <- Arima(ts_data, order = c(1, 1, 1))
```

```
model3 <- Arima(ts_data, order = c(2, 1, 2))
```

```
cbind(model1, model2, model3) #paling bagus model1
```

```
fit <- model1
```

```
#4. Diagnostik Model =====
```

```
##Uji Stasioneritas Residual=====
```

```
#Uji Augmented Dickey-Fuller
```

```
#H0: Data tidak stasioner
```

```
#H1: Data stasioner
```

```
#Alpha = 0.05
```

```
#Karena p-value < alpha, maka residual model fit bersifat stasioner
```

```
adf.test(fit$residuals)
```

```
##Uji Independensi Residual=====
```

```
#Uji Ljung-Box
```

```

#H0: Residual tidak berkorelasi
#H1: Residual saling berkorelasi
#Karena p-value > alpha, maka residual model fit tidak berkorelasi
checkresiduals(fit)

##Uji Normalitas Residual=====
#Uji jarque.bera
#H0: Residual berdistribusi Normal
#H1: Residual tidak berdistribusi Normal
#Karena p-value > alpha, maka residual model fit berdistribusi Normal
jarque.bera.test(fit$residuals)
shapiro.test(fit$residuals)
qqnorm(fit$residuals)
qqline(fit$residuals)
t_test(fit, alpha = 0.05)
##Konstruksi dua model overfitting=====
overfit1 <- Arima(ts_data, order = c(0, 1, 1))
overfit2 <- Arima(ts_data, order = c(1, 1, 0))
cbind(overfit1, fit, overfit2)
#AIC dan bic paling kecil pada fit
t_test(overfit1, alpha = 0.05) #Parameter tidak signifikan
t_test(overfit2, alpha = 0.05) #Parameter tidak signifikan

#5.Peramalan =====
##Crossvalidate =====
tail(data)
train <- window(ts_data, end = as.yearmon("Jan 2024"))
test <- window(ts_data, start = as.yearmon("Feb 2024"))
train

test

####Mengkonstruksi model ARIMA dari data training =====
train_fit <- Arima(train, order = c(0, 1, 0))
#Peramalan crossvalidate
forecast_train <- forecast(train_fit, 5)
forecast_train$x
forecast_train$fitted
train
test1 <- as.data.frame(test)
cbind(test1, forecast_train)

```

```

forecast_train
forecast_train
####Membandingkan nilai aktual dan nilai prediksi melalui plot ====
plot(
  forecast_train,
  fcol = "blue",
  lwd = 2,
  xlab = "Periode",
  ylab = "Harga Saham Telkom",
  main = "Nilai Aktual vs Nilai Prediksi"
)

forecast_dates<-as.yearmon(seq(as.Date("13-02-01"), by = "month", length.out = 5), format =
"%Y-%m")
forecast_dates

lines(x=forecast_dates, y=test[1:5], col = "red", lwd = 2)
legend(
  "bottomright",
  col = c("blue", "red"),
  lwd = 2,
  bty = "n",
  legend = c("Nilai Prediksi", "Nilai Aktual")
)

####Menghitung nilai MAE, RMSE, dan MAPE ====
test1$V1
aktual <- test1$V1
prediksi <- forecast_train$mean

mean(abs(aktual - prediksi)) #MAE
sqrt(mean((aktual - prediksi) ^ 2)) #RMSE
mean(abs((aktual - prediksi) / aktual)) #MAPE

##Forecast 18 Bulan====
fit$fitted
forecast_final <- forecast(fit, 18)

forecast_final

```

```
plot(
  forecast_final,
  fcol = "blue",
  lwd = 2,
  xlab = "Periode",
  ylab = "Harga Saham Telkom",
  main = "Ramalan ARIMA(0,1,0) untuk 18 Bulan"
)
legend(
  "bottomright",
  col = "blue",
  legend = "Nilai Prediksi",
  lwd = 2,
  bty = "n"
)
```