

**Prediksi Nilai Penutupan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Periode  
Januari 2024 pada Data Time Series dengan Menggunakan Model ARIMA  
(2, 1, 2)**



Disusun Oleh:

Aulia Nisrina Rosanita (2206051380)

Golda Aurelia Silalahi (2206826173)

Hutari Andini (2206820680)

Syazana Alya Adriana. (2206053871)

**Program Studi Statistika  
Departemen Matematika  
Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Indonesia**

## DAFTAR ISI

---

<b>DAFTAR ISI</b>	<b>2</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>2</b>
<b>DAFTAR TABEL</b>	<b>3</b>
<b>ABSTRAK</b>	<b>4</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	<b>5</b>
1.1 Latar Belakang	5
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.5 Alur Berpikir/Flowchart	6
<b>BAB II METODE PENELITIAN</b>	<b>7</b>
2.1 Identifikasi Model	7
2.2 Uji Asumsi	7
2.2.1 Autokorelasi pada Residual	8
<b>BAB III HASIL DAN DISKUSI</b>	<b>9</b>
3.1 Eksplorasi Data	9
3.1.1 Plot data	9
3.1.2 Missing value	9
3.2 Preprocessing Data	10
3.3 Stasioneritas Data	10
3.4 Pemodelan ARIMA	11
3.5 Overfitting	13
3.6 Diagnostik Model Terbaik	14
3.6.1 Prosedur Eksploratif	14
3.6.2 Uji Formal	14
3.7 Validasi Model	15
3.7.1 Plot	15
3.7.2 Nilai Akurasi	16
3.8 Peramalan	17
3.8.1 Plot	17
3.8.2 Nilai Akurasi	18
<b>BAB IV PENUTUP</b>	<b>21</b>
4.1 Kesimpulan	21
<b>LAMPIRAN</b>	<b>22</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	<b>23</b>

## DAFTAR GAMBAR

---

Gambar 3.1 Grafik Nilai Penutupan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Harian	9
Gambar 3.2 Grafik Distribusi Missing Value	9
Gambar 3.3 Grafik Time Series Nilai Penutupan IHSG pada Data Training dan Data Testing	10
Gambar 3.4 Plot ACF pada Data Nilai Penutupan IHSG Harian	11
Gambar 3.5 Plot ACF dan PACF	11
Gambar 3.6 Plot EACF	12
Gambar 3.7 Plot pemeriksaan asumsi residual model ARIMA (2,1,2)	14
Gambar 3.8 Plot validasi model ARIMA terbaik (data train vs prediksi data train)	15
Gambar 3.9 Plot peramalan dengan model ARIMA terbaik (data test vs prediksi data test)	17

## DAFTAR TABEL

---

Tabel 3.1 Koefisien Parameter dan Keakuratan Dugaan Model Terbaik ARIMA	13
Tabel 3.2 Evaluasi Overfitting pada Model ARIMA Terbaik	13
Tabel 3.3 Hasil Analisis Residual Melalui Uji Formal	15

## ABSTRAK

---

Analisis ini bertujuan untuk menguji kemampuan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam memprediksi nilai Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang sangat berfluktuasi. Populasi dalam penelitian ini yaitu data harga penutupan harian IHSG periode Januari 2023 sampai Januari 2024, sehingga sampel dalam penelitian ini sebanyak 260 data time series. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA terbaik untuk memprediksi nilai Indeks Harga Saham Gabungan yaitu ARIMA (2,1,2). ARIMA (2,1,2) dapat memprediksi nilai IHSG dengan sangat baik karena nilai hasil peramalan tidak jauh berbeda dengan nilai aktualnya. Hal ini juga dibuktikan dengan hasil uji akurasi menggunakan MAPE yang memiliki hasil sebesar 0.4419% yang artinya akurasi dari peramalan sebesar 99,55%.

## **BAB I PENDAHULUAN**

---

### **1.1 Latar Belakang**

Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) adalah salah satu indikator yang menjadi perhatian para investor dalam berinvestasi saham (Kulo, Sari, Bantahari, & Maramis, 2022). Analisis terhadap IHSG merupakan hal yang penting yang harus dilakukan para investor untuk menemukan satu tren atau pola yang berulang dalam memprediksi kemungkinan yang terjadi di pasar keuangan sehingga hasilnya dapat digunakan investor dalam menyusun strategi transaksi jual dan beli saham pada waktu yang tepat (Gaeis, Nakhli, Ayadi, & Sahut, 2022.)

IHSG adalah nilai yang digunakan untuk mengukur kinerja keseluruhan semua saham yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Pergerakan indeks komposit saham suatu negara bisa menjadi alat untuk mengukur kondisi ekonomi negara tersebut [1]. Secara umum, pergerakan IHSG dipengaruhi oleh beberapa faktor yang terbagi menjadi faktor internal dan faktor eksternal. Faktor internal mencakup fluktuasi nilai tukar mata uang, inflasi dan suku bunga, pertumbuhan ekonomi, kondisi sosial, politik, dan keamanan, kebijakan pemerintah, tingkat pengangguran, faktor kepanikan, dan manipulasi pasar [2][3]. Faktor eksternal mencakup nilai indeks saham global (Indeks Dow Jones, Indeks Nikkei 225, Indeks Shanghai, Indeks Inggris: FT100), harga minyak dunia, dan harga emas dunia [4]. Faktor geografis antara negara-negara yang berdekatan juga mempengaruhi bursa saham di wilayah tersebut, seperti Indeks STI di Singapura, KLSE di Malaysia, dan Hang Seng di Hong Kong [2]. Karena ada banyak faktor yang dapat mempengaruhi pergerakan IHSG, prediksi dan analisis pergerakan IHSG adalah indikator yang sangat penting bagi investor sebelum membuat keputusan investasi. Investor dapat menggunakan hasil prediksi sebagai referensi sebelum melakukan investasi [5].

### **1.2 Rumusan Masalah**

Seperti yang sudah disebut sebelumnya, analisis IHSG merupakan hal yang penting bagi para investor untuk mengukur kinerja pasar modal dan produk investasi sehingga dapat membuat keputusan yang tepat. Dalam mencapai hal tersebut, maka diperlukan metode yang dapat memprediksi IHSG secara akurat. Dengan demikian dibawah adalah rumusan masalah dalam penelitian ini, yaitu:

1. Bagaimana membangun model ARIMA yang tepat dalam memprediksi Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)?
2. Apa saja faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi prediksi model ARIMA dalam memproyeksikan nilai Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)?
3. Bagaimana performa model ARIMA dalam memprediksi nilai Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)?

### **1.3 Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

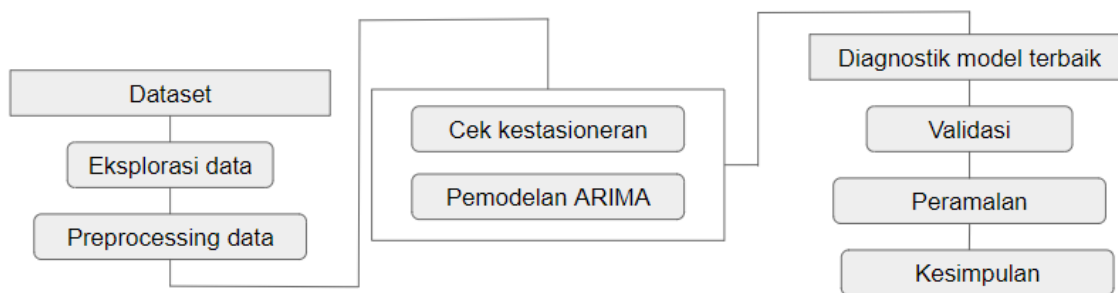
1. Data historis IHSG yang tersedia memiliki keterbatasan yaitu terdapat celah pada data yang dapat mempengaruhi akurasi model.
2. Model yang diidentifikasi hanya menggunakan data IHSG tanpa mempertimbangkan variabel-variabel eksternal lain yang mungkin mempengaruhi akurasi seperti suku bunga, inflasi, dan lainnya.

#### 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah

1. Mengidentifikasi model ARIMA yang paling akurat dalam memprediksi Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG).
2. Mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi model ARIMA.
3. Memberikan saran kepada para investor dalam menyusun strategi dan pengambilan keputusan yang tepat.

#### 1.5 Alur Berpikir/Flowchart



## BAB II METODE PENELITIAN

---

Pemodelan untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dilakukan dengan metode Box-Jenkins, yaitu model ARIMA. Model ARIMA memiliki tiga komponen: derajat AR (AutoRegressive), derajat differencing, dan derajat MA (Moving Average). Berikut adalah bentuk umum dari model ARIMA (William W. S. Wei, 2006):

$$Y_t = \mu + (\beta_1 + 1)Y_{t-1} + (\beta_2 - \beta_1)Y_{t-2} + \dots + (\beta_p - \beta_{p-1})Y_{t-p} - \beta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \alpha_q \varepsilon_{t-q}$$

### 2.1 Identifikasi Model

Dalam melakukan pemodelan ARIMA diperlukan beberapa tahapan. Dalam penelitian ini, berikut adalah langkah-langkah yang digunakan dalam mengidentifikasi model:

- Membuat plot data untuk memeriksa apakah ada pola musiman atau tidak.
- Identifikasi kestasioneran data. Pada data *time series*, untuk dapat dikatakan stasioner rata-rata data dan ragamnya konstan sepanjang waktu. Jika ragam data tidak stasioner, dilakukan transformasi Box-Cox. Selain itu, jika data tidak stasioner dilakukan differencing hingga data stasioner. Ulangi langkah tersebut hingga data menjadi stasioner.
- Mengidentifikasi model ARIMA yang kemudian menjadi model tentatif dengan melihat plot ACF dan PACF. Selain itu, model ARIMA dapat diidentifikasi dengan melihat plot triangle of zeros dari tabel EACF apabila model tentatif tidak teridentifikasi oleh plot ACF dan PACF.
- Menduga parameter model ARIMA. Tahap ini diawali dengan pemeriksaan signifikansi parameter kemudian membandingkan nilai keakuratan. Model ARIMA terbaik adalah model yang memiliki nilai keakuratan atau nilai error terkecil. Nilai error yang dapat digunakan di antaranya Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan Akaike Information Criterion (AIC).
- Overfitting* terhadap kandidat model terbaik, yaitu menambah satu *order* parameter AR atau MA. Hasil model *overfitting* yang terbentuk kemudian akan dibandingkan dengan kandidat model terbaik sebelumnya. Model terbaik akan dipilih pada tahapan selanjutnya.
- Selanjutnya, dilakukan perbandingan model. Dari beberapa model ARIMA, dipilih model terbaik dan dilakukan diagnostik model terbaik.
- Terakhir, dilakukan peramalan untuk periode yang akan mendatang dengan menggunakan model ARIMA yang terbaik.

### 2.2 Uji Asumsi

Akan dilakukan uji *Ljung-Box* dan uji asumsi residual berdistribusi normal.

### 2.2.1 Autokorelasi pada Residual

Akan dilakukan uji *Ljung-Box* untuk mengetahui apakah autokorelasi dari residual tidak sama dengan nol atau memiliki karakteristik *white noise*.

Hipotesis:

$$H_0: p_1 = p_2 = \dots = p_m = 0 \quad (\text{Residual bersifat } white \text{ noise})$$

$$H_1: p_k \neq 0, k = 1, 2, 3, \dots, m \quad (\text{Residual tidak bersifat } white \text{ noise})$$

Statistik uji *Ljung-Box*:

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

dimana:

$Q$  = statistik uji *Ljung-Box*

$\rho$  = autokorelasi

$k$  = waktu

$i$  = banyaknya residu

$n$  = banyaknya parameter yang diduga

Aturan keputusan:

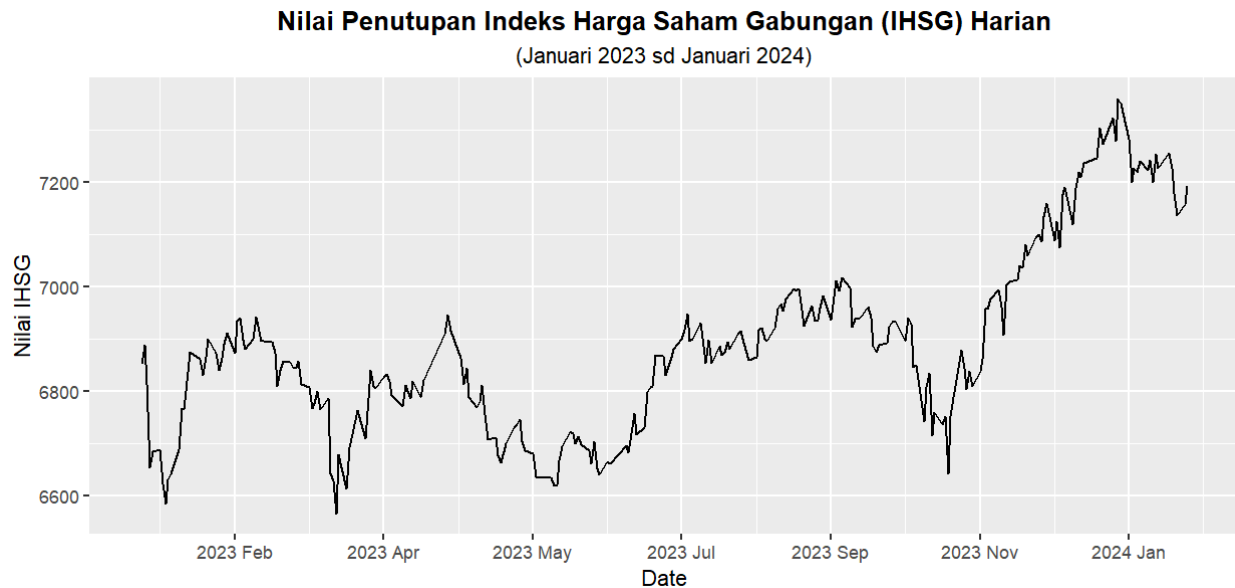
Tolak  $H_0$  jika nilai p-value  $< \alpha$ .



## BAB III HASIL DAN DISKUSI

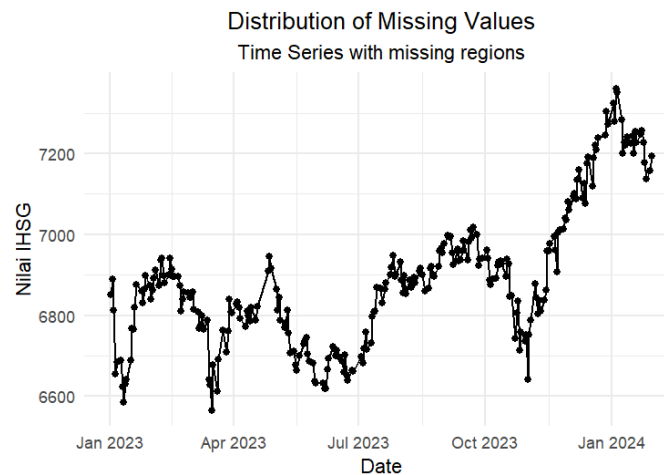
### 3.1 Eksplorasi Data

#### 3.1.1 Plot data



**Gambar 3.1 Grafik Nilai Penutupan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Harian**

#### 3.1.2 *Missing value*

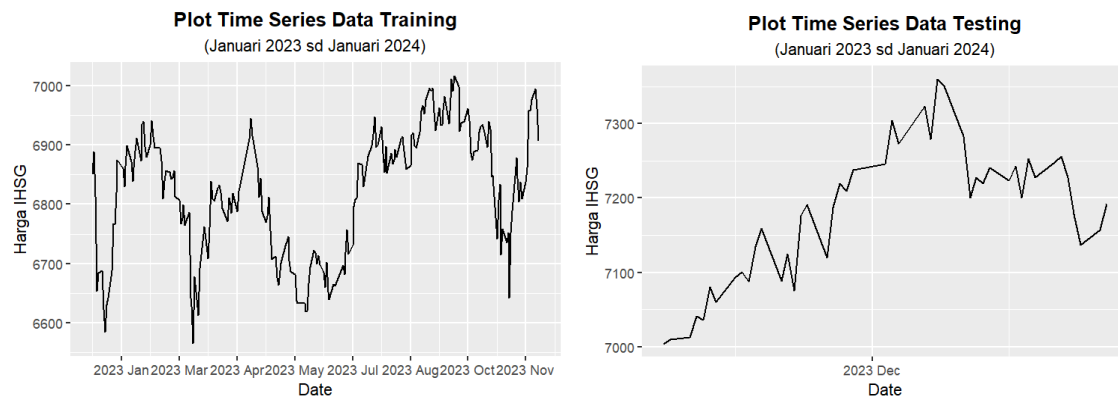


**Gambar 3.2 Grafik Distribusi Missing Value**

Gambar 3.2 menunjukkan bahwa tidak terdapat *missing value* (data yang hilang). Hal ini menandakan data yang dapat langsung diolah ke langkah selanjutnya tanpa memerlukan tindakan impute pada data yang hilang.

### 3.2 Preprocessing Data

Pada tahap *preprocessing* data, dilakukan *splitting* data untuk membagi dua data menjadi data training dan data testing. Hal ini dilakukan untuk mengukur kinerja model secara objektif, menghindari *overfitting*, dan mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dilakukan *splitting* data dengan proporsi 0.825 yang sebelumnya telah dicari untuk pencarian data training terbaik. Data\_train digunakan untuk membuat prediksi dari IHSG, sedangkan data\_test digunakan untuk melihat hasil prediksi. Didapatkan hasil plot time series dari data\_train dan data\_test sebagai berikut ini:



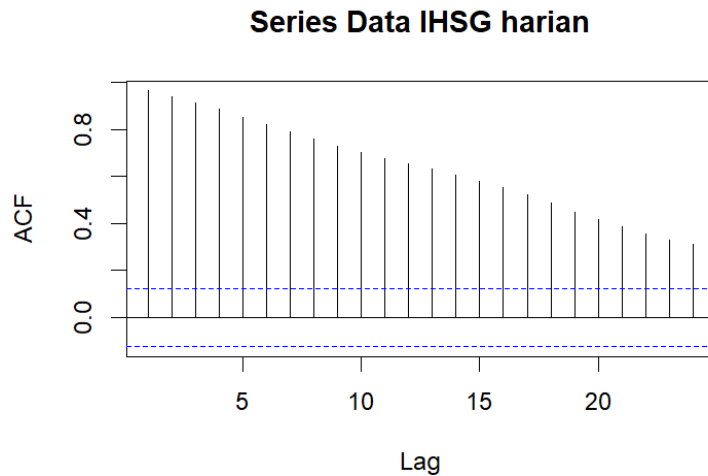
**Gambar 3.3 Grafik Time Series Nilai Penutupan IHSG pada Data Training dan Data Testing**

Proporsi yang dipilih untuk pemotongan data training adalah 0.825. Didapatkan waktu perpotongan untuk prediksinya dimulai dari tanggal 22 November 2023. Hal ini menunjukkan bahwa akan dibangun model untuk memprediksi IHSG dimulai dari waktu perpotongan yang telah didapatkan.

### 3.3 Stasioneritas Data

Dalam merumuskan pemodelan data, dimulai dari identifikasi kestasioneran data. Jika data tidak stasioner, maka perlu dilakukan *differencing*. Namun sebelum mengidentifikasi kestasioneran data, perlu diidentifikasi kestasioneran variansi data terlebih dahulu.

Metode yang digunakan untuk menangani ketidakstasioneran variansi data adalah dengan menggunakan metode *Box-Cox Transformation*. Variansi pada data stasioner jika nilai lambda mendekati 1. Setelah dilakukan perhitungan, didapat nilai lambda yaitu 1.999924 yang berarti variansi tidak stasioner sehingga perlu dilakukan transformasi ln.

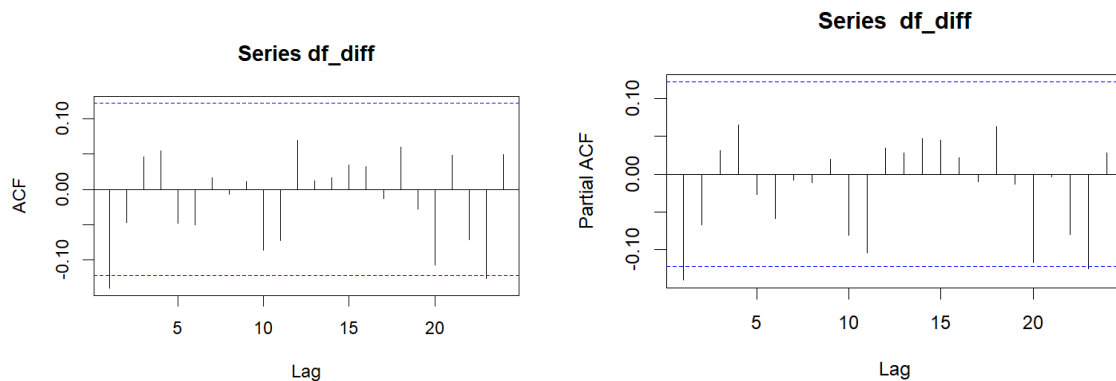


**Gambar 3.4 Plot ACF pada Data Nilai Penutupan IHSG Harian**

Pada gambar 3.4 menunjukkan adanya *tails off* atau pola menurun lambat yang berarti data tidak stasioner. Untuk mendukung asumsi tersebut, perlu dilakukan uji formal dengan ADF (Augmented Dickey-Fuller). Dari pengujian tersebut, didapatkan nilai *p-value* sebesar 0.5171 yang mana lebih besar dari alpha (0.05). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data tidak cukup bukti untuk menyatakan stasioner pada taraf nyata 5%.

Data perlu dilakukan penanganan dengan cara differencing karena teridentifikasi tidak stasioner. Kestasioneran diperiksa kembali setelah dilakukan differencing pertama dengan uji ADF. Berdasarkan hasil pengujian, didapatkan nilai *p-value* sebesar 0.01 yang mana lebih kecil dari alpha (0.05). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa cukup bukti untuk menyatakan bahwa data stasioner dalam rata-rata pada tingkat signifikan 5%. Pemodelan siap dilakukan dengan differencing pertama karena data telah stasioner.

### 3.4 Pemodelan ARIMA



**Gambar 3.5 Plot ACF dan PACF**

Pada gambar 3.5 terlihat adanya *cuts off* pada plot ACF dan PACF di lag 1. Namun karena akan digunakan model ARIMA, plot ACF dan PACF tidak cukup untuk menduga parameter model. Oleh karena itu, perlu dilakukan pengujian terhadap tabel EACF.

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

**Gambar 3.6 Plot EACF**

Dapat dilihat pada gambar 3.6 plot EACF, terdapat *triangle of zeros* dengan titik kiri atasnya yaitu pada (0,1), (0,2), (1,1), (1,2), dan (2,2) maka model yang terbentuk menurut EACF adalah ARIMA(0,1,1), ARIMA(0,1,2), ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,2), dan ARIMA(2,1,2). Serta dengan menggunakan auto arima didapatkan model ARIMA (3,1,0). Keenam model tersebut akan dibandingkan untuk mendapatkan model terbaik berdasarkan nilai AIC dan signifikansi parameternya.

Model	Parameter	Koefisien	AIC
ARIMA(0,1,1)	MA(1)	-0.1096	-1566.683
ARIMA(0,1,2)	MA(1)	-0.0990	-1565.033
	MA(2)	-0.0411	
ARIMA(1,1,1)	AR(1)	0.1485	-1564.822
	MA(1)	-0.2555	
ARIMA(1,1,2)	AR(1)	-0.9017	-1564.108
	MA(1)	0.8016	
	MA(2)	-0.1288	
ARIMA(2,1,2)	AR(1)	0.2570	-1570.443
	AR(2)	-0.9301	
	MA(1)	-0.3523	

	MA(2)	1.0000	
ARIMA(3,1,0)	AR(1)	-0.1021	-1564.160
	AR(2)	-0.0594	
	AR(3)	0.0628	

**Tabel 3.1 Koefisien Parameter dan Keakuratan Dugaan Model Terbaik ARIMA**

Dari tabel 3.1 menunjukkan bahwa nilai AIC terkecil dimiliki oleh model ARIMA(2,1,2). Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA(2,1,2).

### 3.5 Overfitting

Untuk mengevaluasi potensi overfitting pada model ARIMA, kami membangun dua model tambahan dengan orde yang lebih kompleks, yaitu ARIMA(3,1,2) dan ARIMA(2,1,3). Selanjutnya, AIC dari kedua model tersebut akan dibandingkan dengan model terbaik sebelumnya, yaitu ARIMA(2,1,2).

Model	Parameter	Koefisien	AIC
ARIMA(3,1,2)	MA(1)	0.2381	-1568.53
	MA(3)	-0.9256	
	MA(2)	-0.0212	
	AR(1)	-0.3520	
	AR(2)	1.0000	
ARIMA(2,1,3)	MA(1)	0.2612	-1568.54
	MA(2)	-0.9315	
	AR(1)	-0.3765	
	AR(2)	1.0086	
	AR(3)	-0.0245	

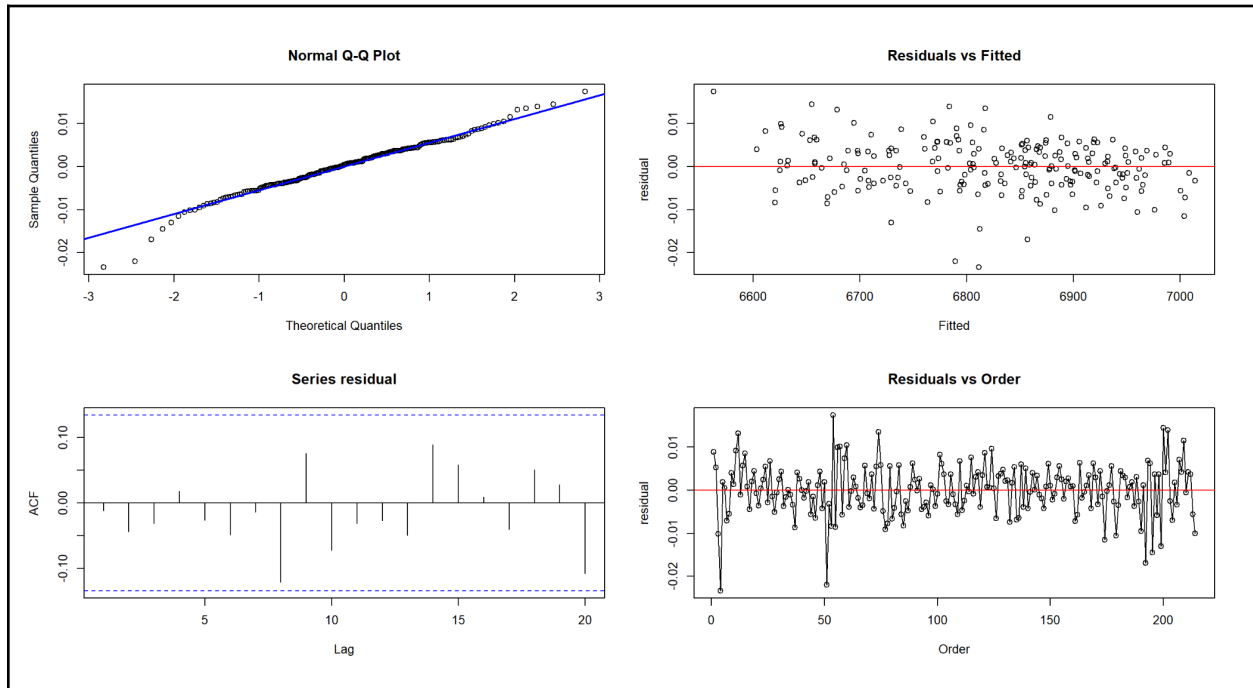
**Tabel 3.2 Evaluasi Overfitting pada Model ARIMA Terbaik**

Dari tabel 3.2, model yang terbentuk dari *overfitting* ARIMA (2,1,2) memiliki nilai AIC yang lebih besar dari model ARIMA (2,1,2). Serta hanya parameter AR(2) dan MA(2) yang signifikan. Hasil tersebut mengindikasikan model ARIMA(3,1,2) dan ARIMA(2,1,3) tidak lebih baik dari model ARIMA (2,1,2).

### 3.6 Diagnostik Model Terbaik

#### 3.6.1 Prosedur Eksploratif

Diagnostik model terbaik dilakukan dengan melakukan uji asumsi pada residual dari model yang akan digunakan.



**Gambar 3.7** Plot pemeriksaan asumsi residual model ARIMA (2,1,2)

(a) Plot Normal Q-Q Plot, (b) Plot Residual vs Fitted, (c) Plot ACF, (d) Plot Residual Vs Order

Pada gambar 3.7 (a), dapat dilihat bahwa hampir semua titik-titik mendekati garis miring QQ-plot, sehingga dapat dikatakan sudah cukup bukti bahwa residual model ARIMA terbaik memenuhi asumsi normalitas. Sementara itu pada gambar (b), terlihat semua titik amatan berada pada sekitar nol dengan lebar pita yang relatif sama kiri dan kanan. Sehingga, secara eksploratif dapat dikatakan bahwa rata-rata residual sama dengan nol dan ragam dari residual homogen. Pada gambar (c), terlihat bahwa mayoritas panjang garis-garis tidak melebihi garis putus-putus. Selain itu pada gambar (d), terlihat titik amatan memiliki pola yang acak. Oleh karena itu, secara eksploratif dapat dikatakan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada residual. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (2,1,2) memenuhi asumsi normalitas dan terdapat *white noise*.

#### 3.6.2 Uji Formal

Uji formal dilakukan untuk memeriksa lebih lanjut asumsi residual serta memastikan bahwa model terbaik yang diperoleh benar-benar merupakan model terbaik untuk data yang digunakan. Analisis residual dengan uji formal dilakukan dengan menggunakan L-Jung Box Test untuk asumsi kebebasan residual, T-test untuk asumsi nilai tengah residual sama dengan nol, dan

transformasi Box-Cox untuk mengecek kehomogenan residual. Hasil pengujian menggunakan uji tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.3.

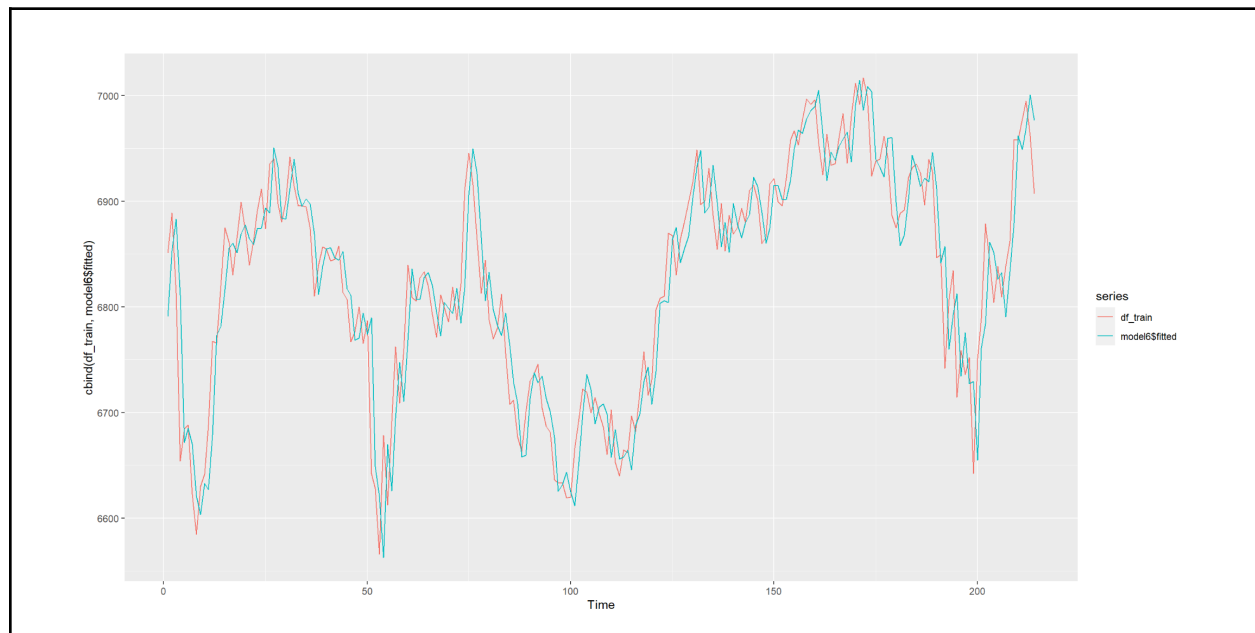
Uji Formal	Jenis Pengujian	<i>p-value</i>	Keputusan
L-Jung Box Test	Kebebasan residual	0.8663	Saling bebas
T-Test	$E[\varepsilon] = 0$	0.8551	Nilai tengah sama dengan nol
Box-Cox Test	Kehomogenan residual	Lambda = 1.068993	Residual homogen

**Tabel 3.3 Hasil Analisis Residual Melalui Uji Formal**

Uji kebebasan menghasilkan *p-value* sebesar 0.8663 lebih besar dari *alpha* (0.05), sehingga dapat disimpulkan bahwa cukup bukti untuk menyatakan sisaan dari model saling bebas pada taraf nyata 5%. Uji nilai tengah menghasilkan *p-value* sebesar 0.8551 lebih besar dari *alpha* (0.05), sehingga dapat disimpulkan bahwa cukup bukti untuk menyatakan rata-rata sisaan model sama dengan nol pada taraf nyata 5%. Kemudian, berdasarkan uji Box-Cox, didapatkan nilai lambda sebesar 1.068993, cukup mendekati satu yang mengindikasikan bahwa transformasi Box-Cox tidak perlu dilakukan sehingga sisaan sudah cukup homogen.

### 3.7 Validasi Model

#### 3.7.1 Plot



**Gambar 3.8 Plot validasi model ARIMA terbaik (data train vs prediksi data train)**

Perhatikan bahwa pada gambar di atas, garis biru yang menunjukkan nilai yang diestimasi dari model pada ARIMA(2,1,2) mengikuti garis merah dengan cukup dekat. Hal ini dilakukan untuk memvalidasi bahwa model yang digunakan, yakni model ARIMA(2,1,2) mengindikasikan kecocokan dengan data\_train yang digunakan. Hal ini menandakan bahwa model yang digunakan sudah berhasil menangkap pola dasar dalam data. Jika diperhatikan secara lebih jelas ada beberapa deviasi antara nilai aktual dan nilai yang diestimasi, namun deviasi ini tidak besar, hal ini menunjukkan bahwa residual model relatif kecil. Deviasi yang dimaksud adalah perbedaan antara nilai yang diobservasi (aktual, diwakilkan oleh data train) dengan nilai yang diprediksi oleh model.

### 3.7.2 Nilai Akurasi

Selanjutnya akan dilakukan perhitungan akurasi model dengan memberikan beberapa metrik untuk mengevaluasi akurasi prediksi model:

```
> forecasting <- forecast(model6, h = 65)
> accuracy(forecasting)
```

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.5074041	39.89091	30.68301	0.00563313	0.4507694	0.9630779	-0.00873001

Dari output di atas didapatkan interpretasi sebagai berikut:

Nama Metrik	Nilai	Interpretasi
ME (Mean Error)	0.5074041	Nilai ME mendekati nol, hal ini menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi cukup kecil dan tidak ada bias yang signifikan dalam kesalahan prediksi.
RMSE (Root Mean Squared Error)	39.89091	Ukuran rata-rata besaran kesalahan prediksi. Nilai RMSE lebih rendah menunjukkan kesesuaian model yang lebih baik.
MAE (Mean Absolute Error)	30.68301	Rata-rata kesalahan prediksi absolut. Nilai yang lebih rendah akan lebih baik (menunjukkan prediksi yang lebih akurat)
MPE (Mean Percentage Error)	0.00563313	Nilai yang ditunjukkan mendekati nol, hal ini memiliki arti bahwa persentase kesalahan menunjukkan angka yang minim. Dalam kata lain, akurasi prediksi sudah baik.
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	0.4507694	Rata-rata kesalahan persentase absolut yang menunjukkan nilai sekitar 0.45%, hal ini sudah menunjukkan akurasi yang tinggi.
MASE (Mean	0.9630779	Perbandingan akurasi prediksi di berbagai



Absolute Scaled Error)		deret waktu menunjukkan nilai yang mendekati 1, hal ini menunjukkan bahwa akurasi model mirip dengan akurasi model prediksi naif.
ACF1 (First-lag of the AutoCorrelation Function)	-0.00873001	Nilai menunjukkan mendekati nol, memiliki arti bahwa ada sedikit autokorelasi dalam residual. Namun, hal ini juga menunjukkan bahwa residual yang dimiliki pada dasarnya acak.

Berdasarkan uji akurasi yang telah dilakukan, pada pengamatan ini. Model 6 yang digunakan, yakni model ARIMA(2,1,2) tampaknya menjadi pilihan yang baik untuk memprediksi data time-series IHSG yang kami analisis.

### 3.8 Peramalan

#### 3.8.1 Plot



**Gambar 3.9 Plot peramalan dengan model ARIMA terbaik (data test vs prediksi data test)**

Gambar di atas merupakan perbandingan plot peramalan yang kami gunakan dengan menggunakan model ARIMA(2,1,2) dengan data\_test (data aktual) yang kami miliki. Dapat diperhatikan bahwa kedua garis cenderung bergerak bersama-sama yang menunjukkan bahwa model prediksi yang kami gunakan mengikuti *general trend* yang dimiliki oleh data aktual dengan baik. Meski terdapat beberapa titik di mana garis biru sedikit menyimpang dari garis merah, selama sebagian besar waktu, kedua garis berada sangat dekat satu sama lain. Penyimpangan garis tersebut menunjukkan adanya beberapa deviasi antara prediksi model dan

nilai aktual. Meski pada beberapa periode seperti di waktu 230 dan 250 ada sedikit penyimpangan yang lebih besar, tetapi secara keseluruhan, penyimpangan ini tidak signifikan.

### 3.8.2 Nilai Akurasi

Akan dilakukan perhitungan beberapa metrik untuk mengecek akurasi model pada hasil peramalan:

<b>&gt; accuracy(m_test)</b>							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	5.238173	40.12312	31.7466	0.07245531	0.4419068	0.9134432	-0.2403222

Dari output di atas didapatkan interpretasi sebagai berikut:

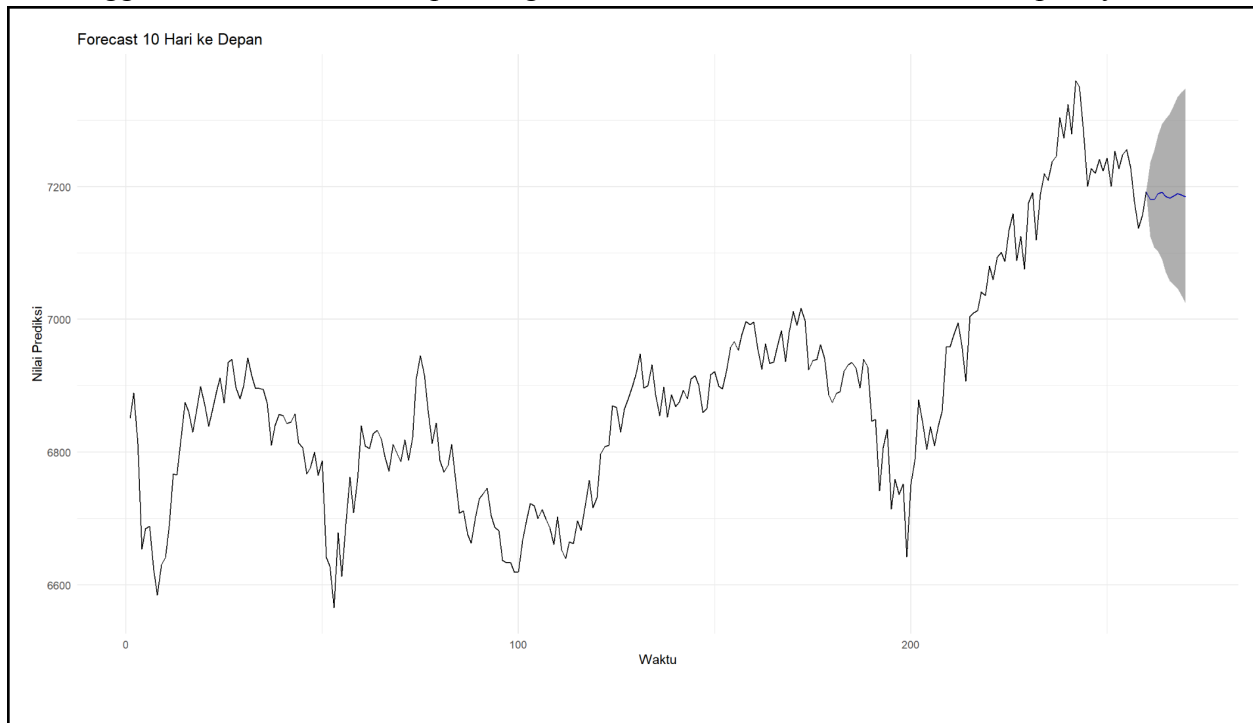
Nama Metrik	Nilai	Interpretasi
ME (Mean Error)	5.238173	Nilai ME yang dihasilkan positif, hal ini menunjukkan bahwa model rata-rata cenderung memprediksi nilai sedikit overestimate, yakni meramal nilai yang sedikit lebih tinggi dari nilai aktual.
RMSE (Root Mean Squared Error)	40.12312	Ukuran rata-rata besaran kesalahan prediksi model dalam satuan yang sama dengan data asli menunjukkan nilai 40.12312 yang menunjukkan seberapa besar penyimpangan prediksi model dari nilai aktual.
MAE (Mean Absolute Error)	31.7466	Rata-rata kesalahan prediksi absolut, semakin kecil semakin baik.
MPE (Mean Percentage Error)	0.07245531	Nilai yang ditunjukkan sangat kecil menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model dalam persentase terhadap nilai aktual sangat rendah, hanya sebesar 0.072%.
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	0.4419068	Rata-rata kesalahan persentase absolut yang menunjukkan nilai sekitar 0.442%, hal ini sudah menunjukkan akurasi yang tinggi.
MASE (Mean Absolute Scaled Error)	0.9134432	Nilai MASE di bawah 1 menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang lebih baik daripada model dasar yang hanya menggunakan nilai rata-rata sebagai prediksi.
ACF1 (First-lag of the	-0.2403222	Nilai menunjukkan yang negatif, hal ini

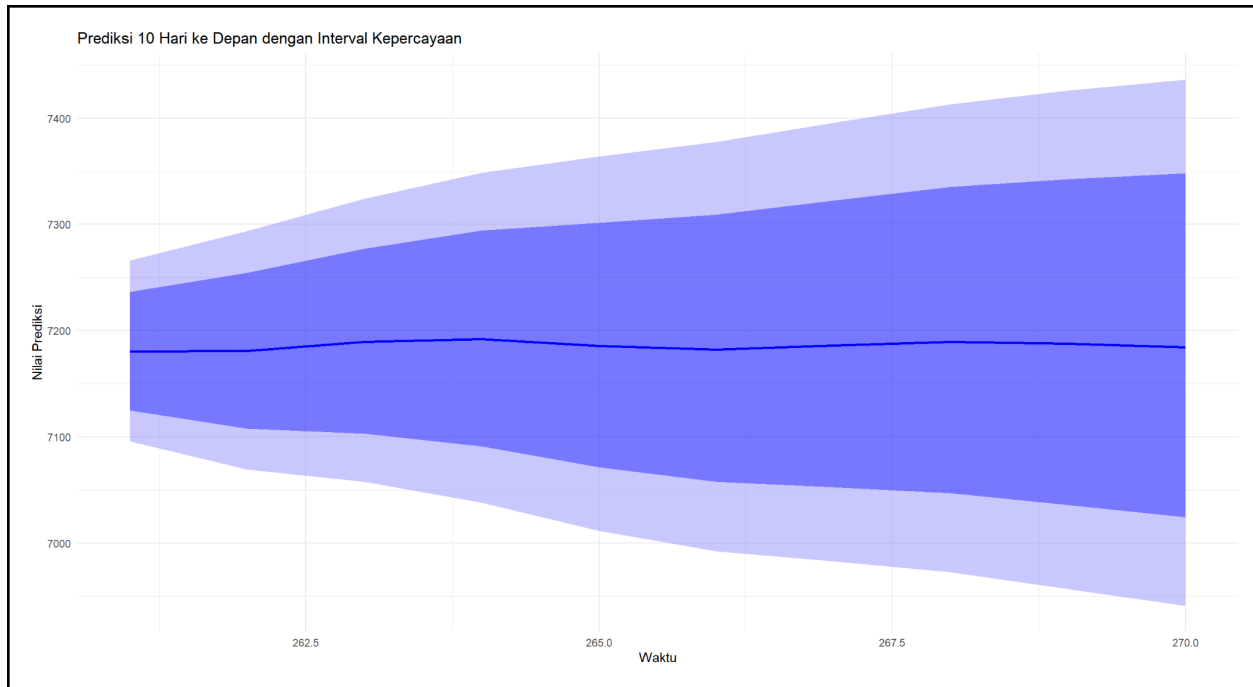
AutoCorrelation Function)		menunjukkan bahwa ada sedikit pola berulang dalam kesalahan model, yang mungkin menunjukkan bahwa model ini menangkap pola dalam data dengan cukup baik, meskipun masih ada beberapa deviasi.
---------------------------	--	---

Berdasarkan perhitungan metrik akurasi yang dilakukan, secara keseluruhan model ARIMA(2,1,2) yang digunakan menunjukkan performa yang baik berdasarkan metrik-metrik tersebut. Nilai RMSE dan MAE relatif rendah menandakan bahwa model sudah memiliki kemampuan prediksi yang baik. Nilai MAPE juga sudah sangat rendah menunjukkan persentase kesalahan yang kecil dalam prediksi. MASE di bawah 1 yang menunjukkan performa model yang baik. Dan nilai ACF1 yang negatif yang menunjukkan bahwa model sudah berhasil dapat menangkap pola dalam data meskipun masih ada sedikit korelasi negatif dalam kesalahan prediksi.

### 3.8.3 Peramalan indeks harga saham gabungan 10 hari ke depan dengan menggunakan model ARIMA(2,1,2)

Akan dilakukan *forecasting* untuk menentukan IHSG untuk 10 hari ke depan, terhitung dari tanggal 31 Januari 2024 sampai dengan 9 Februari 2024. Berikut ini adalah plotnya:





Untuk hasil peramalan untuk periode 31 Januari 2024 sampai dengan 9 Februari 2024 dengan menggunakan model ARIMA(2,1,2) dapat dilihat pada tabel berikut ini:

```
> print(prediksi_nilai)
```

	Time	Predicted	Lower_80	Upper_80	Lower_95	Upper_95
1	261	7180.465	7125.031	7236.330	7095.860	7266.078
2	262	7180.707	7107.608	7254.557	7069.213	7293.959
3	263	7189.654	7103.086	7277.278	7057.682	7324.095
4	264	7191.803	7091.014	7294.023	7038.233	7348.723
5	265	7185.592	7071.370	7301.660	7011.641	7363.859
6	266	7182.353	7057.556	7309.357	6992.373	7377.496
7	267	7186.203	7052.566	7322.373	6982.832	7395.498
8	268	7189.657	7047.096	7335.102	6972.776	7413.283
9	269	7187.643	7035.942	7342.615	6956.937	7426.000
10	270	7184.508	7024.478	7348.184	6941.211	7436.333

Dari output di atas dapat dilihat bahwa seluruh nilai peramalan berada pada interval kepercayaan 80% dan 95%, maka hasil forecasting pada output tersebut dapat dipercaya. Sehingga telah didapatkan hasil nilai forecasting Indeks Harga Saham Gabungan selama sepuluh hari kedepan dengan interval kepercayaan 80% dan 95%.

## BAB IV PENUTUP

### 4.1 Kesimpulan

#### 1. Model ARIMA Terbaik

Berdasarkan analisis dan uji kebaikan model, model ARIMA yang memiliki performa terbaik untuk meramalkan data historis adalah ARIMA(2,1,2). Model ini diperoleh setelah melakukan beberapa uji dan perbedaan pada data. Nilai AIC untuk model ini adalah -1570.443, lebih rendah dibandingkan model ARIMA lainnya yang diuji. Persamaan yang menggambarkan model ARIMA(2,1,2) yang digunakan untuk forecasting adalah sebagai berikut:

$$Y_t = 1.2570Y_{t-1} - 1.1871Y_{t-2} + 0.9301Y_{t-3} + \varepsilon_t - 0.3523\varepsilon_{t-1} + 1\varepsilon_{t-2}$$

#### 2. Hasil penerapan forecasting pada 10 hari ke depan dengan menggunakan model terbaik yang telah dipilih untuk mempelajari datanya, didapatkan hasil prediksi untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan periode 31 Januari 2024 - 9 Februari 2024 dengan interval kepercayaan (CI) 80% dan 95% adalah sebagai berikut:

Periode	Prediksi Nilai	CI 80%	CI 95%
31 Januari 2024	7180.465	[7125.031, 7236.330]	[7095.860, 7266.078]
1 Februari 2024	7180.707	[7107.608, 7254.557]	[7069.213, 7293.959]
2 Februari 2024	7189.654	[7103.086, 7277.278]	[7057.682, 7324.095]
3 Februari 2024	7191.803	[7091.014, 7294.023]	[7038.233, 7348.723]
4 Februari 2024	7185.592	[7071.370, 7301.660]	[7011.641, 7363.859]
5 Februari 2024	7182.353	[7057.556, 7309.357]	[6992.373, 7377.496]
6 Februari 2024	7186.203	[7052.566, 7322.373]	[6982.832, 7395.498]
7 Februari 2024	7189.657	[7047.096, 7335.102]	[6972.776, 7413.283]
8 Februari 2024	7187.643	[7035.942, 7342.615]	[6956.937, 7426]
9 Februari 2024	7184.508	[7024.478, 7348.184]	[6941.211, 7436.333]

## LAMPIRAN

---

Link Drive (Dataset, Code R, dan Tabel Kontribusi) :

<https://drive.google.com/drive/folders/1TbHh86OgK7OeeRG8Ay21nPeoTYnpUHZ6?usp=sharing>

## DAFTAR PUSTAKA

---

- [1] Grestandhi J, Susanto B, Mahatma T. Analisis Perbandingan Metode Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan ( IHSG ) Dengan Metode Ols-arch Garch Dan Arima. Prosiding. 2011;(T-14). <https://eprints.uny.ac.id/7315/>
- [2] Yanuar AY. Dampak Variabel Internal dan Eksternal Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Indonesia. Ilmu Ekonomi Fakultas Ekonomi dan Bisnis. 2013;1(2). <https://jimfeb.ub.ac.id/index.php/jimfeb/article/view/632>
- [3] Pratama AM. Ini Faktor Penyebab Naik Turunnya Harga Saham [Internet]. 2021 [dikutip 1 September 2021]. Tersedia pada: <https://money.kompas.com/read/2021/05/20/080000326/ini-faktor-penyebab-naik-turunnya-harga-saham?page=all>
- [4] Andiyasa IGA, Purbawangsa IBA, Rahyuda H. Pengaruh Beberapa Indeks Saham dan Indikator Ekonomi Global terhadap Kondisi Pasar Modal Indonesia. E-Jurnal Ekonomi dan Bisnis Universitas Udayana. 2014;3(4):182–99. <https://ojs.unud.ac.id/index.php/EEB/article/view/7806>
- [5] Susanti R, Adji AR. Analisis Peramalan Ihsg Dengan Time Series Modeling Arima. Jurnal Manajemen Kewirausahaan [Internet]. 2020;17(1):97. Tersedia pada: <http://ejurnal.stieipwija.ac.id/index.php/jmk>