

## PERAMALAN VOLUME IMPOR MIGAS DI INDONESIA MENGUNAKAN METODE *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*

Indri Kezia Latupeirissa<sup>1</sup>, Novita Serly Laamena<sup>2\*</sup>, Ariestha W Bustan<sup>3</sup>,  
Taufan Talib<sup>4</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Statistika, FST, Universitas Pattimura

Jalan Ir. M. Putuhena, Kampus Unpatti, Poka, Ambon, Indonesia

<sup>3</sup>Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Pasifik Morotai

Desa Daruba, Kec. Morotai Sel., Kabupaten Pulau Morotai, Maluku Utara, Indonesia

<sup>4</sup>Program Studi Pendidikan Matematika, FKIP, Universitas Pattimura

Jalan Ir. M. Putuhena, Kampus Unpatti, Poka, Ambon, Indonesia

Submitted: September 6, 2024

Revised: November 10, 2024

Accepted: November 16, 2024

\*Corresponding author. Email: [novitaslaamena@gmail.com](mailto:novitaslaamena@gmail.com)

### Abstrak

Indonesia merupakan salah satu negara dengan sumber daya alam yang melimpah. Pertambangan merupakan salah satu faktor terpenting yang perlu dijaga untuk meningkatkan kesejahteraan rakyatnya dan juga menyumbang sebagian besar penerimaan negara di sektor pajak, seperti minyak dan gas. Perkembangan sektor minyak dan gas Indonesia sangat dinamis. Indonesia dan negara-negara di dunia harus menyesuaikan produksi, konsumsi, kebijakan dalam dan luar negeri dari waktu ke waktu karena perubahan harga minyak dunia untuk mencapai kesejahteraan rakyat. Selain itu, produksi dan cadangan migas akan terus menurun dari waktu ke waktu, sehingga minyak dan gas perlu diimpor. Peningkatan impor migas juga berdampak pada penguatan nilai tukar Rupiah, sehingga permintaan mata uang domestik juga meningkat. Oleh karena itu, perlu adanya peramalan untuk mengetahui volume impor migas di Indonesia pada tahun yang akan datang. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi volume impor migas di Indonesia dengan menggunakan salah satu metode peramalan deret waktu, yaitu metode ARIMA. Data yang digunakan adalah data impor migas Januari 2019 hingga Desember 2023 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang tepat untuk data impor migas adalah Model ARIMA (0,1,1). Hasil peramalan bulan Januari sampai dengan Juni 2024 adalah 4557,45 ton, 4582,71 ton, 4608,04 ton, 4633,44 ton, 4658,91 ton dan 4684,45 ton. Nilai MAPE sebesar 9,31% menunjukkan bahwa hasil peramalan sangat akurat

*Kata Kunci:* ARIMA, Impor, Minyak dan Gas, Peramalan

### Abstract

Indonesia is one of the countries with abundant natural resources. Mining is one of the most important factors that need to be maintained to improve the welfare of its people and also contributes to the majority of state revenues in the non-tax sector, such as oil and gas. The development of Indonesia's oil and gas sector is very dynamic. Indonesia and countries in the world must adjust production, consumption, domestic and foreign policies from time to time due to changes in world oil prices in order to achieve people's welfare. In addition, our oil and gas production and reserves will continue to decline over time, so we have to import oil and gas. The increase in oil and gas imports also has an impact on the strengthening of the Rupiah exchange rate, so that demand for domestic currency also increases. Therefore, it is necessary to have a forecast to determine the volume of oil and gas imports in Indonesia for the next year. This study aims to predict the volume of oil and gas imports in Indonesia using one of the time series forecasting methods, namely the ARIMA method. The data used is oil and gas import data from January 2019 to December 2023 sourced from the Central Statistics Agency. The results of the study show that the right method for oil and gas import data is the ARIMA Model (0,1,1). The

forecast results from January to June 2024 are 4557.45 tons, 4582.71 tons, 4608.04 tons, 4633.44 tons, 4658.91 tons and 4684.45 tons. The MAPE value of 9.31% indicates that the forecast results are very accurate

*Keywords:* ARIMA, Forecasting, Import, Oil and gas

---

## 1. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara kepulauan di Asia Tenggara, dilintasi garis khatulistiwa, terletak di antara dua benua yaitu benua Asia dan Australia, serta terletak di antara dua samudera yaitu Samudera Pasifik dan Samudera Hindia (Wulandari R.A & Gernowo R, 2019). Sehingga menjadi salah satu negara dengan kekayaan sumber daya alam yang melimpah. Salah satu sumber daya alam Indonesia berasal pertambangan, yang dimana salah satu faktor terpenting yang perlu dilakukan Indonesia demi kesejahteraan rakyatnya. Penambangan dilakukan dengan mengeksplorasi mineral-mineral yang terdapat di dalam tanah Indonesia. Selain sumber daya mineral, batu bara merupakan salah satu bahan baku eksplorasi pertambangan yang menyumbang sebagian besar penerimaan negara di sektor non-pajak (Rumokoy, 2016).

Perdagangan internasional memegang peranan penting dalam perekonomian suatu negara, karena sangat mempengaruhi stabilitas pasokan, harga dan arus kas masyarakat. Ekspor dan impor memungkinkan suatu negara untuk meningkatkan pendapatannya dan memperoleh akses terhadap barang dan jasa dari pasar dunia. Dengan sumber daya alam yang melimpah khususnya di sektor pertambangan dan energi, Indonesia mempunyai peluang yang baik untuk mengembangkan perdagangan internasional. Secara khusus, sektor migas mempunyai peranan penting dalam menunjang perolehan devisa negara. Indonesia telah lama mengandalkan sektor minyak dan gas sebagai tulang punggung perekonomiannya. Sumber daya alam tersebut tidak hanya menyediakan energi bagi berbagai sektor industri dan domestik, namun juga menjadi salah satu sumber utama pendapatan ekspor dan impor. Namun, fluktuasi data impor minyak dan gas menghadirkan tantangan dalam memprediksi atau meramalkan dan memahami tren di masa depan (Arvie, 2022).

Perkembangan sektor migas Indonesia sangat dinamis. Indonesia dan negara-negara di dunia harus menyesuaikan produksi, konsumsi, kebijakan dalam dan luar negeri dari waktu ke waktu akibat perubahan harga minyak dunia guna mencapai kesejahteraan rakyat. Selain itu, produksi dan cadangan migas kita akan semakin menurun seiring berjalannya waktu. Meski cadangan gas kita empat kali lebih besar dibandingkan minyak, peralihan dari minyak ke gas dalam negeri tidak berjalan mulus. Oleh karena itu, ada kalanya setiap tahun kita harus mengimpor minyak dan gas, dan ada kalanya kita juga mengekspor. Meningkatnya impor migas juga berdampak pada penguatan nilai tukar Rupiah, sehingga permintaan terhadap mata uang dalam negeri juga meningkat (Andriani et al., 2018).

Impor adalah barang atau jasa yang dibeli dari luar negeri dan diproduksi di negara lain. Impor merupakan salah satu komponen utama perdagangan internasional. Menurut undang-undang Republik Indonesia, impor diartikan sebagai memasukkan barang ke dalam daerah pabean. Secara umum impor dapat diartikan sebagai kegiatan memasukkan barang dari luar negeri ke dalam daerah pabean suatu negara. Jika nilai impor suatu negara lebih besar dari nilai eksportnya, maka negara tersebut mengalami neraca perdagangan negatif (BOT) atau defisit perdagangan (Carlo, 2024).

Peramalan digunakan untuk memprediksi apa yang akan terjadi di masa depan. Kemampuan peramalan atau prediktif merupakan teknik analisis yang digunakan untuk membantu pelaku pasar modal menentukan dasar pengambilan keputusan strategis yang dapat menghasilkan keuntungan. Prediksi ilmiah tentang masa depan jauh lebih penting daripada prediksi yang hanya berdasarkan intuisi (Ayu, 2021). Peramalan merupakan alat bantu yang penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien (Bakarbesy & Laamena, 2023). Begitupun untuk volume impor migas yang juga memerlukan suatu Peramalan. Dengan adanya peramalan pada volume impor migas, maka akan sangat bermanfaat bagi perusahaan maupun pemerintah dalam mengambil keputusan. Peramalan adalah hal yang sangat penting untuk dilakukan (Novita Serly Laamena, 2022).

Data deret waktu (*time series*) adalah kumpulan data yang diambil dalam jangka waktu tertentu, biasanya dalam jangka waktu yang sama. Data deret waktu mempunyai beberapa sifat unik yang membedakannya dengan data lain yang mengandung temporalitas, yaitu data *point-in-time*, stasioneritas, dan autokorelasi (Muslihin & Ruchjana, 2023).

Salah satu metode peramalan yang sedang berkembang saat ini dan sering digunakan adalah metode data *time series* Box-Jenkins atau metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Metode data *time series* Box-Jenkins (ARIMA) merupakan suatu metode peramalan yang menggunakan prosedur Box-Jenkins untuk mengidentifikasi data terlebih dahulu untuk menentukan stasioneritas data sebagai asumsi awal yang harus dipenuhi sebelum dilakukan pengujian lebih lanjut (Hendikawati, PutriajiRahayu & Astutik, 2018). Metode ARIMA

Model ARIMA sepenuhnya mengabaikan variabel *independent* saat membuat prediksi, dikarenakan ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan masa kini dari variabel dependen untuk menghasilkan perkiraan jangka pendek yang akurat (Br Bangun, 2017). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil peramalan data volume impor migas di Indonesia periode Januari 2019 hingga Desember 2023 dengan menggunakan metode ARIMA.

## 2. Metode Penelitian

### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yaitu berupa data volume impor migas di Indonesia selama 60 periode (bulan) yang dimulai dari Januari 2019 hingga Desember 2023 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik Indonesia. Analisis data dalam penelitian dilakukan dengan bantuan *software* Minitab.

Adapun tahapan – tahapan dalam analisis data adalah sebagai berikut :

- Menguji stasioneritas data
  - ✓ Menampilkan plot data
  - ✓ Menguji stasioneritas data terhadap variansi, jika belum stasioner dapat dilakukan transformasi data
  - ✓ Menguji stasioneritas data terhadap mean, jika belum stasioner maka perlu dilakukan *differencing*
- Mengidentifikasi model melalui plot ACF (*Auto Correlation Function*) dan PACF (*Partial Auto Correlation Function*)
- Melakukan estimasi parameter model
- Melakukan uji diagnostik model
- Mengidentifikasi model terbaik
- Melakukan peramalan

### 3.2 Model Autoregressive (AR)

Model autoregressive (AR) pertama kali diperkenalkan oleh Yule pada tahun 1926 dan dikembangkan oleh Walker pada tahun 1931. Disebut sebagai model autoregressive karena model ini melakukan regresi terhadap nilai variabel di masa lalu. Model autoregressive orde p biasanya disingkat AR(p) atau ARIMA(p,0,0) (Khaira et al., 2021).

Model AR(p) (Salwa et al., 2018):

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} - a_t$$

dimana,

- $Z_t$  : deret waktu stasioner
- $\mu$  : konstanta
- $Z_{t-p}$ : variabel bebas
- $\phi_p$  : koefisien parameter *autoregressive* ke-p
- $a_t$  : sisaan pada saat ke-t

### 3.3 Model *Moving Average* (MA)

Model moving average (MA) pertama kali diperkenalkan oleh Slutsky pada tahun 1973, orde  $q$  ditulis MA( $q$ ) atau ARIMA(0,0, $q$ ) dan dikembangkan oleh Wadsworth pada tahun 1989 (Khaira et al., 2021).

Model MA( $q$ ) (Salwa et al., 2018):

$$Z_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

dimana,

- $Z_t$  : deret waktu stasioner
- $\mu$  : konstanta
- $a_{t-1}$  : variabel bebas
- $\theta_q$  : koefisien parameter *moving average* ke- $q$
- $a_t$  : sisaan pada saat ke- $t$

### 3.4 Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model ARMA (*Autoregressive Moving Average*) berasal dari gabungan model deret waktu *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) (Rizki & Taqiyuddin, 2021). Model AR digunakan dalam analisis deret waktu untuk menentukan hubungan antara observasi saat ini dan observasi masa lalu.

Model ARMA( $p,q$ ) (Salwa et al., 2018):

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

dimana,

- $Z_t$  : deret waktu stasioner
- $\mu$  : konstanta
- $Z_{t-p}$  : variabel bebas *autoregressive*
- $\phi_p$  : koefisien parameter *autoregressive* ke- $p$
- $a_{t-1}$  : variabel bebas *moving average*
- $\theta_q$  : koefisien parameter *moving average* ke- $q$
- $a_t$  : sisaan pada saat ke- $t$

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

*Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan metode yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins yang namanya sering disamakan dengan metode Box-Jenkins, digunakan dalam analisis data dan peramalan data deret waktu. Model ARIMA memiliki kekuatan dan fleksibilitas yang besar untuk menganalisis data deret waktu yang berbeda, dan nilai perkiraan yang dihasilkan lebih akurat (Juli, 2023).

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) digunakan dengan asumsi bahwa data deret waktu yang digunakan harus stasioner, artinya rata-rata variabilitas data terkait adalah konstan. Namun, ada kalanya data yang digunakan tidak stasioner. Untuk mengatasi ketidakstasioneran data tersebut maka dilakukan proses *differencing* agar data menjadi stasioner. Karena model *autoregressive* (AR), *moving average* (MA) dan *autoregressive moving average* (ARMA) tidak dapat menjelaskan signifikansi perbedaan tersebut, maka model campuran yang disebut *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau sering dinotasikan dengan ARIMA ( $p,d,q$ ), sehingga lebih efektif menjelaskan proses *differencing*. Dalam model campuran ini, deret stasioner merupakan fungsi linier dari nilai sebelumnya dan nilai saat ini serta error sebelumnya (Salwa et al., 2018).

Model ARIMA(p,d,q) (Salwa et al., 2018):

$$\Phi_p(B)D^d Z_t = \mu + \theta_q(B) a_t$$

dimana,

- $\Phi_p$  : koefisien parameter *autoregressive* ke-p
- $\theta_q$  : koefisien parameter *moving average* ke-q
- B : operator *backshift*
- D : *differencing*
- $\mu$  : konstanta
- $a_t$  : sisaan pada saat ke-t
- p : derajat *autoregressive*
- d : tingkat proses *differencing*
- q : derajat *moving average*

### 3.6 Transformasi Box-Cox

Transformasi data dapat dilakukan untuk mengatasi permasalahan stasioner data deret waktu yang bersifat heteroskedastik (terhadap variansi). Model transformasi yang umum digunakan adalah transformasi Box-Cox (Parameswari et al., 2016):

$$T(Y_t) = Y_t^{(\lambda)} = \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda}$$

dengan  $\lambda$  adalah parameter transformasi. Jika  $\lambda = 0$ , maka dapat dilakukan pendekatan :

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Y_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} Y_t^{(\lambda)} = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda}$$

Adapun hubungan antara nilai  $\lambda$  (*Rounded Value*) dengan operasi transformasinya antara lain (Ramadhani et al., 2019):

**Tabel 1. Aturan Transformasi Box-Cox**

<i>Rounded Value</i> ( $\lambda$ )	Transformasi
-1.0	$\frac{1}{Z_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{\ln Z_t}$
1	$Z_t$ (tanpa transformasi)

### 3.7 Tingkat Akurasi Peramalan

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dihitung menggunakan kesalahan absolut untuk setiap periode dibagi dengan nilai observasi aktual untuk periode tersebut. Kemudian menghitung rata-rata persentase kesalahan absolut. MAPE adalah ukuran kesalahan yang menghitung persentase penyimpangan antara data aktual dan data prediksi (Krisma, Alviani Azhari, Muhammad Widagdo, 2019). Nilai MAPE dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$MAPE = \left( \frac{100\%}{n} \right) \sum_{t=1}^n \left( \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{Z_t} \right)$$

dimana,

- $Z_t$  : Data aktual pada periode ke-t
- $\hat{Z}_t$  : Data prediksi pada periode ke-t

Berikut merupakan beberapa kriteria nilai MAPE (Ariyanto et al., 2020):

**Tabel 2. Kriteria nilai MAPE**

Nilai MAPE	Kriteria
< 10%	Sangat baik
10% – 20%	Baik
20% – 50%	Cukup baik
> 50%	Buruk

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Analisis deskriptif jumlah volume impor migas

Analisis deskriptif dilakukan untuk menggambarkan secara sistematis suatu variabel tanpa membuat perbandingan dan mencari hubungan variabel tersebut dengan variabel yang lain. Pada analisis ini dapat diketahui nilai rata – rata, nilai tengah dan informasi lainnya dari data volume impor migas di Indonesia. Berikut merupakan Tabel 1 yang menyajikan informasi untuk data volume impor migas di Indonesia periode Januari 2019 hingga Desember 2023.

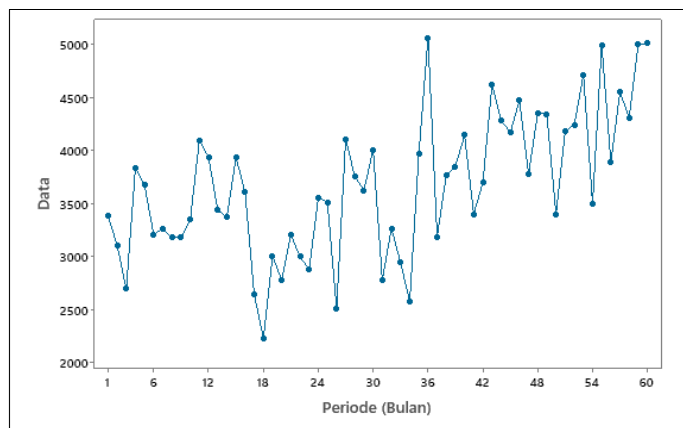
**Tabel 3. Statistik Deskriptif Data Volume Impor Migas**

Statistik	Nilai
Minimum	2231,46
Median	3650,66
Mean	3676,53
Standar Deviasi	674,99
Maksimum	5063,74

Berdasarkan Tabel 3, dapat diketahui bahwa rata – rata volume impor migas di Indonesia dari Januari 2019 hingga Desember 2023 yaitu sebesar 3676,53 ton. Adapun nilai standar deviasi yang dihasilkan dari data volume impor di Indonesia sebesar 674,99, hal ini menunjukkan bahwa data volume impor migas di Indonesia tersebut memiliki tingkat variasi yang tinggi. Sedangkan volume impor migas tertinggi dan terendah di Indonesia selama periode Januari 2019 hingga Desember 2023 secara berturut-turut sebanyak 5063,74 ton dan 2231,46 ton.

#### 3.2 Uji Stasioneritas

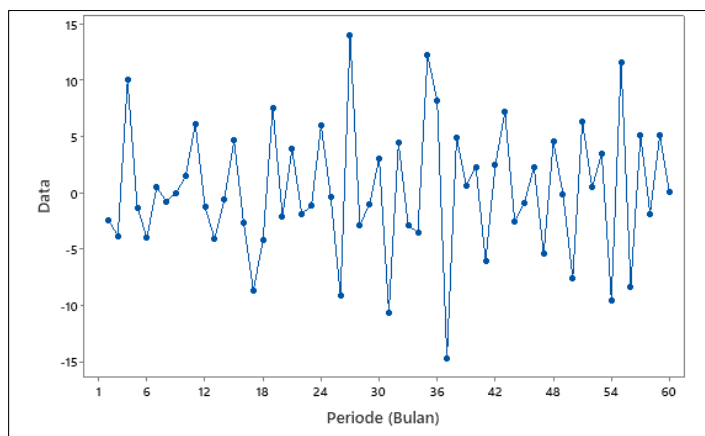
Pemodelan data time-series dilakukan dengan menggunakan metode Box-Jenkins, dimana terdapat beberapa langkah-langkah yang harus dilakukan. Adapun tahapan awal yang dilakukan yaitu membuat plot time series data volume impor migas di Indonesia. Plot tersebut digunakan untuk mengetahui pola dari data.



**Gambar 1. Plot Time Series Data Volume Impor Migas**

Berdasarkan Gambar 1, dapat diketahui secara visual bahwa data volume impor migas di Indonesia dari bulan Januari 2019 hingga Desember 2023 belum stasioner. Namun kestasioneran data tidak dapat ditentukan hanya dengan menggunakan plot. Oleh karena itu, perlu dilakukan uji kestasioneran data yang meliputi uji stasioneran terhadap varians dan juga uji kestasioneran terhadap mean. Uji kestasioneran terhadap varians dapat dilakukan dengan melihat nilai lambda dari menggunakan metode *Box-Cox transformation*. Sedangkan uji kestasioneran terhadap mean dapat dilakukan dengan menggunakan *Augmented Dickey Fuller (ADF) test*.

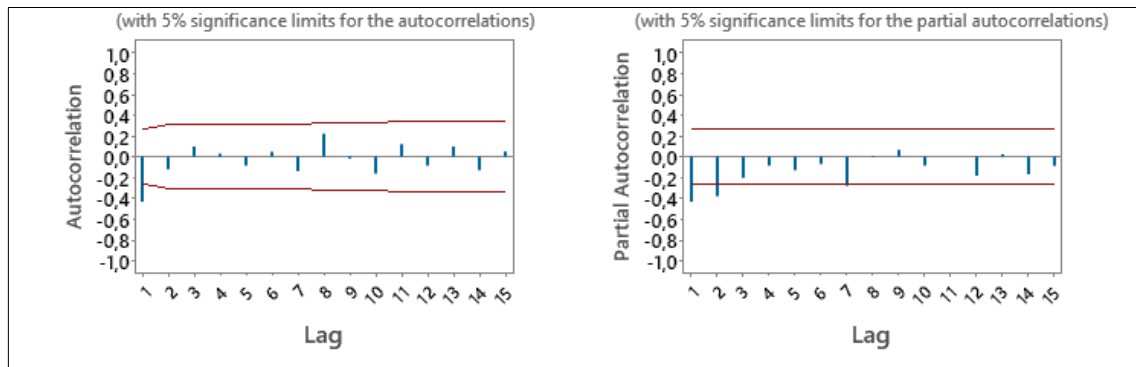
Pada pengujian *Box-Cox transformation* diperoleh nilai lambda sebesar 0,50, sehingga dapat disimpulkan bahwa data volume impor migas belum stasioner terhadap variansi, sehingga perlu dilakukan transformasi data. Setelah dilakukan transformasi data, diperoleh nilai lambda sebesar 1,00, maka dapat disimpulkan bahwa data sudah stasioner terhadap variansi. Tahap selanjutnya yaitu uji kestasioneran data terhadap mean dan diperoleh hasil bahwa data juga belum stasioner terhadap mean, sehingga dilakukan *differencing* sebanyak 1 kali dan diperoleh bahwa data sudah stasioner terhadap mean yang dapat dilihat pada Gambar 2.



**Gambar 2. Plot Time Series Data Transformasi dan *Differencing***

### 3.3 Identifikasi Model

Setelah memperoleh data yang stasioner terhadap varians dan mean, selanjutnya melakukan identifikasi model menggunakan plot ACF dan PACF. Plot ACF dan plot PACF dari data volume impor migas setelah transformasi dan *differencing* dapat dilihat di Gambar 3.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF

Berdasarkan Gambar 3, dapat disimpulkan bahwa model yang terbentuk diduga dengan beberapa nilai. Pada plot ACF dapat diidentifikasi orde MA dilihat dari lag yang signifikan, sehingga diperoleh MA(0) dan MA(1) karena *cut off* setelah lag ke-1. Pada plot PACF dapat diidentifikasi orde AR dilihat dari lag yang signifikan, sehingga diperoleh AR(0), AR(1) dan AR(2) karena *cut off* setelah lag ke-2. Sedangkan orde untuk I adalah  $d=1$  dikarenakan dilakukan *differencing* sebanyak satu kali. Sehingga didapatkan model-model ARIMA yang mungkin adalah sebagai berikut :

- Model 1 : ARIMA(2,1,0)
- Model 2 : ARIMA(2,1,1)
- Model 3 : ARIMA(0,1,1)
- Model 4 : ARIMA(1,1,0)
- Model 5 : ARIMA(1,1,1)

### 3.4 Estimasi Parameter Model

Model sementara yang diperoleh akan diuji parameternya, hingga diperoleh hasil sebagai berikut :

Tabel 4. Hasil Estimasi Parameter

Model	Final Estimates of Parameters		
	Type	P-Value	Keterangan
ARIMA(2,1,0)	AR(1)	0,000	Signifikansi
	AR(2)	0,002	Signifikansi
ARIMA(2,1,1)	AR(1)	0,000	Signifikansi
	AR(2)	0,000	Signifikansi
	MA(1)	0,000	Signifikansi
ARIMA(0,1,1)	MA(1)	0,000	Signifikansi
ARIMA(1,1,0)	AR(1)	0,001	Signifikansi
ARIMA(1,1,1)	AR(1)	0,266	Tidak Signifikansi
	MA(1)	0,000	Signifikansi

### 3.5 Uji Diagnostik

Berdasarkan hasil estimasi dan uji signifikansi parameter pada Tabel 4, maka model yang signifikan dan akan dilanjutkan ke uji diagnostik adalah ARIMA(2,1,0), ARIMA(2,1,1), ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0). Tahap selanjutnya adalah memastikan model-model tersebut memenuhi asumsi uji diagnostik (berdistribusi normal dan white noise).



## a. Uji Normalitas Residual

Hipotesis

 $H_0$  : Residual berdistribusi normal $H_1$  : Residual tidak berdistribusi normalDengan  $\alpha = 0.05$ **Tabel 5. Hasil Uji Kolmogorov-Smirnov**

Model	D	P-Value
ARIMA(2,1,0)	0.075	> 0.150
ARIMA(2,1,1)	0.064	> 0.150
ARIMA(0,1,1)	0.068	> 0.150
ARIMA(1,1,0)	0.086	> 0.150

Berdasarkan Tabel 5, diperoleh nilai P-Value untuk setiap model adalah > 0.150 . Karena nilai P-Value (> 0.150) >  $\alpha(0.05)$ , maka  $H_0$  diterima. Artinya, dengan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan bahwa residual untuk setiap model mengikuti distribusi normal. Sehingga asumsi normalitas terpenuhi.

## b. Uji White Noise Residual

Hipotesis

 $H_0$  : Residual white noise $H_1$  : Residual tidak white noiseDengan  $\alpha = 0.05$ **Tabel 6. Hasil Uji Ljung-Box**

Model	Lag	P-Value	Keterangan
ARIMA(2,1,0)	12	0,301	Tidak White Noise
	24	0,027	
	36	0,034	
	48	0,178	
ARIMA(2,1,1)	12	0,048	Tidak White Noise
	24	0,003	
	36	0,005	
	48	0,037	
ARIMA(0,1,1)	12	0,843	White Noise
	24	0,498	
	36	0,430	
	48	0,696	
ARIMA(1,1,0)	12	0,063	Tidak White Noise
	24	0,006	
	36	0,009	
	48	0,061	

Berdasarkan Tabel 6, diperoleh hanya satu model yang residualnya white noise yaitu model ARIMA(0,1,1) dengan nilai P-Value untuk setiap lag >  $\alpha(0,05)$ , maka  $H_0$  diterima untuk model tersebut. Artinya, dengan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan bahwa residual white noise. Sehingga, asumsi white noise terpenuhi.

Berdasarkan hasil uji diagnostik, maka hanya model ARIMA(0,1,1) yang dapat digunakan pada tahap peramalan dengan nilai residual sebagai berikut :

**Tabel 7. Nilai Residual Model ARIMA (0,1,1)**

Model	Residual Sums of Squares		
	DF	SS	MS
ARIMA(0,1,1)	57	1205,06	21,14

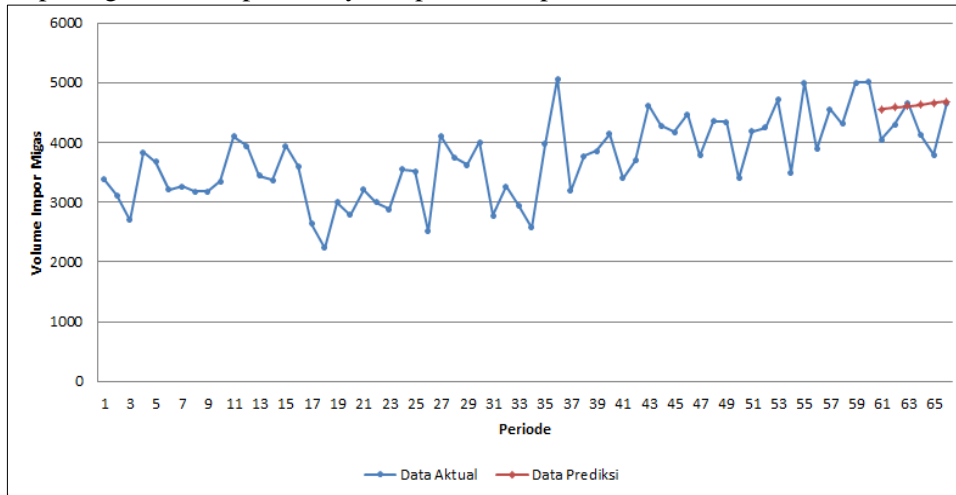
### 3.6 Peramalan

Berikut nilai peramalan data volume impor migas di Indonesia periode Januari 2024 hingga Juni 2024 menggunakan model yang dipilih yaitu model ARIMA(0,1,1).

**Tabel 8. Hasil Peramalan Volume Impor Migas Januari – Juni 2024**

Bulan	Hasil Peramalan		Data Aktual	Nilai MAPE
	Data Transformasi	Data Hasil		
Januari	67,50	4557,45	4045,30	9,31%
Februari	67,69	4582,71	4298,70	
Maret	67,88	4608,04	4663,40	
April	68,06	4633,44	4132,70	
Mei	68,25	4658,91	3795,60	
Juni	68,44	4684,45	4658,30	

Hasil peramalan volume impor migas di Indonesia pada Januari 2024 hingga Juni 2024 mengalami peningkatan setiap bulannya, dapat dilihat pada Gambar 4.



**Gambar 4. Peramalan Volume Impor Migas di Indonesia Bulan Januari-Juni 2024**

Berdasarkan hasil ramalan, terlihat bahwa hasil peramalan volume impor migas di Indonesia selama 6 bulan kedepan mengalami kenaikan volume impor migas setiap bulannya dan hasil akurasi peramalan menggunakan nilai MAPE, adalah sangat baik (dengan nilai MAPE < 10%) yaitu 9,31% .

### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (0,1,1) adalah Model yang tepat untuk digunakan dalam meramalkan volume impor migas di Indonesia pada Januari hingga Juni 2024. Hasil peramalan secara berturut-turut untuk setiap bulannya adalah 4557,45 ton, 4582,71 ton, 4608,04 ton, 4633,44 ton, 4658,91 ton dan 4684,45 ton. Nilai MAPE 9,31% menunjukkan bahwa hasil peramalan sangat akurat.

### Daftar Pustaka

Andriani, Y., Silitonga, H., & Wanto, A. (2018). Analisis jaringan syaraf tiruan untuk prediksi volume ekspor

- dan impor migas di indonesia. *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 4(1), 30–40. <https://doi.org/10.26594/register.v4i1.1157>
- Ariyanto, Y., Yuli Ananta, A., & Robbi Darwis, M. (2020). JIP (Jurnal Informatika Polinema) SISTEM INFORMASI PERAMALAN PENJUALAN BARANG DENGAN METODE DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING PADA ISTANA SAYUR. *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, 6(no 3), 9–14.
- Arvie, D. (2022). Peramalan Import Migas dan Non-migas Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Cheng. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 9(4), 3519–3528. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v9i4.2885>
- Ayu, D. (2021). *Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia*. 4, 611–620.
- Bakarbesy, L., & Laamena, N. S. (2023). Peramalan Indeks Pembangunan Manusia Menggunakan Metode Double Eksponential Smoothing. *VARIANCE: Journal of Statistics and Its Applications*, 5(1), 67–78. <https://doi.org/10.30598/variancevol5iss1page67-78>
- Br Bangun, R. H. (2017). Penerapan Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Pada Peramalan Produksi Kedelai Di Sumatera Utara. *Jurnal Agrica*, 9(2), 90. <https://doi.org/10.31289/agrica.v9i2.484>
- Carlo, M. M. (2024). *MEMREDIKSI TREN VOLUME IMPOR NON-MIGAS INDONESIA DENGAN*. 8(4), 5600–5606.
- Hendikawati, PutriajiRahayu, S., & Astutik, P. (2018). Peramalan Inflasi di Demak Menggunakan Metode ARIMA Berbantuan Software R dan MINITAB. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 1, 745–754.
- Juli, B. (2023). *Jurnal Kajian dan Terapan Matematika*. 8, 114–128. Kawuwung, J. G., Hartati, M. E., & Kasenda, R. Y. (2023). Studi Tentang Dinamika Kepribadian Teori Personologi Pada Calon Imam Biarawan Katolik Dalam Menjalani Kehidupan Selibat. *Jurnal Sains Riset*, 13(3), 718– 728. <https://doi.org/10.47647/jsr.v13i2.1869>
- Khaira, U., Utomo, P. E. P., Suratno, T., & Gulo, P. C. S. (2021). Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan Algoritma Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *JUSS (Jurnal Sains Dan Sistem Informasi)*, 2(2), 11–17. <https://doi.org/10.22437/juss.v2i2.8449>
- Krisma, Alviani Azhari, Muhammad Widagdo, P. P. (2019). Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Triple Exponential Smoothing Dalam Parameter Tingkat Error Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Means Absolute Deviation (MAD) Alviani Krisma Putut Pamilih Widagdo Kata kunci-forecasting, Double Ex. *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 4(2), 81–87.
- Laamena, N. S. (2022). Pendekatan Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Untuk Pemodelan Data Gempa. *Prosiding*, 1(01), 50–60. <https://doi.org/10.59134/prosidng.v1i01.74>
- Muslihin, K. R. A., & Ruchjana, B. N. (2023). Model Autoregressive Moving Average (ARMA) untuk Peramalan Tingkat Inflasi di Indonesia. *Limits: Journal of Mathematics and Its Applications*, 20(2), 209. <https://doi.org/10.12962/limits.v20i2.15098>
- Parameswari, E. W., Program, M., Mathematics, F. O. F., & Sciences, N. (2016). *Forecasting on Indonesia ' S Fishery Export Using Arima , Feed Forward Neural Network , and Weighted Fuzzy Time Series Peramalan Ekspor Perikanan Indonesia Dengan Pendekatan Arima , Feed Forward Neural Network , Dan Weighted Fuzzy Time Series*. 302–303.
- Ramadhani, L., Anggraeni, D., & Kamsyakawuni. (2019). Fuzzy Time Series Saxena-Easo Pada Peramalan Laju Inflasi Indonesia Saxena-Easo Fuzzy Time Series on Indonesia's Inflation Rate Forecasting. *Jurnal ILMU DASAR*, 20(1), 53–60.
- Rizki, M. I., & Taqiyuddin, T. A. (2021). Penerapan Model SARIMA untuk Memprediksi Tingkat Inflasi di Indonesia. *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, 7(2), 62–72. <https://doi.org/10.24014/jsms.v7i2.13168>
- Rumokoy, N. K. (2016). Pelanggaran hukum terhadap penggunaan minyak dan gas bumi yang terkandung di

dalam wilayah hukum pertambangan Indonesia oleh pihak yang tidak Berwenang. *Jurnal Hukum Unsrat*, 22(5), 40–55.

Salwa, N., Tatsara, N., Amalia, R., & Zohra, A. F. (2018). *Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA ( Autoregressive Integrated Moving Average )*. 1(1), 21–31.

Wulandari R.A, & Gernowo R. (2019). Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) dalam Analisis Curah Hujan. *Berkala Fisika*, 22(1), 41–48.