PERAMALAN NILAI EKSPOR PROVINSI KALIMATAN BARAT MENGGUNAKAN METODE ARIMA (2019-2023)

Agista Marshanda[1)]
Harmi Sugiarti[2)]
[1), 2)] Statistika, Fakultas Sains & Teknologi, Universitas Terbuka
e-mail: 042992726@ecampus.ut.ac.id, harmi@ecampus.ut.ac.id

ABSTRACT

Export is one of the factors that determines the economic growth of a region, including Indonesia. This study was conducted to predict the value of exports from West Kalimantan using the ARIMA method. The ARIMA method is a suitable method for forecasting the fluctuating value of exports each month, and is also very effective for short-term forecasting. The data used were secondary data from the official website of the West Kalimantan Central Statistics Agency. The data were analyzed using the MINITAB 19 software, and the results of the study showed that the appropriate model for forecasting the value of exports from West Kalimantan is the ARIMA (3,1,3) model.

Keywords : Export Value, ARIMA, Forecasting.

ABSTRAK

Ekspor adalah salah satu faktor yang menentukan pertumbuhan ekonomi suatu wilayah, termasuk Indonesia. Penelitian ini dilakukan untuk memprediksi nilai ekspor Kalimantan Barat menggunakan metode ARIMA. Metode ARIMA adalah metode yang tepat untuk meramalkan nilai ekspor yang fluktuatif setiap bulannya, dan juga sangat efektif untuk peramalan jangka pendek. Data yang digunakan adalah data sekunder yang bersumber dari websaite resmi Badan Pusat Statistik Kalimantan Barat. Data dianalisis dengan menggunakan software MINITAB 19, dan hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang sesuai untuk meramalkan nilai ekspor Kalimantan Barat adalah model ARIMA (3,1,3).

Kata Kunci : Nilai Ekspor, ARIMA, Peramalan.

PENDAHULUAN

Ekspor adalah salah satu faktor yang menentukan pertumbuhan ekonomi suatu negara, termasuk Indonesia. Ekspor berperan dalam meningkatkan pendapatan negara, menciptakan lapangan kerja dan meningkatkan daya saing domestik. Ekspor adalah seluruh barang yang dibawa ke luar dari wilayah suatu negara, baik yang bersifat komersial maupun bukan komersial, serta barang yang akan diperoleh di luar negeri yang hasilnya kembali ke negara tersebut (BPS Kalimantan Barat, 2023). Nilai ekspor merupakan sumber informasi untuk mengetahui nilai transaksi barang ekspor sampai di atas kapal pelabuhan muat dalam keadaan *free on board (fob)*. Nilai ekspor mempengaruhi cadangan devisa suatu negara, hal ini dapat diartikan semakin tinggi nilai ekspor, maka semakin tinggi cadangan devisa (Marindra & Kesumawati, 2023). Dengan demikian nilai ekspor dapat menjadi indikator pertumbuhan ekspor disuatu wilayah.

Berdasarkan informasi dari Badan Pusat Statistik nilai ekspor Indonesia mengalami kenaikan pada bulan agustus 2023 sebesar US$1.135,8 juta dibandingkan bulan sebelumnya, hal tersebut terjadi karena adanya peningkatan nilai ekspor di berbagai daerah di Indonesia, salah satunya Kalimantan Barat. Pada periode agustus 2023 data menunjukkan bahwa Kalimantan Barat berkontribusi sebesar US$172,84 juta dari US$21.998,0 juta nilai ekspor Indonesia, peningkatan nilai ekspor ini didorong oleh meningkatanya permintaan terhadap komoditas ekspor Kalimantan Barat, seperti batu bara, kelapa sawit, dan karet. Kalimantan Barat telah menjadi salah satu pusat kegiatan ekspor yang signifikan, namun (Sari, 2021) menemukan bahwa fluktuasi nilai ekspor Kalimantan Barat berpotensi menimbulkan ketidakpastian bagi pelaku usaha dan pemerintah. Oleh karena itu perlu ada sebuah metode yang efektif untuk meramalkan nilai ekspor di masa depan.

Terdapat banyak metode yang bisa digunakan dalam melakukan peramalan data *time series*, misalnya *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, *Regresi Linear*, dan masih banyak lagi. Namun untuk penelitian ini, digunakan metode *Auto Regressive Integrated Moving Avarege (ARIMA)* atau *Box-Jenkins.* Metode ARIMA adalah metode yang dapat disesuaikan dengan berbagai jenis data *time series*, termasuk yang memiliki komponen autoregresi dan perataan yang kompleks. Ada banyak peneliti sebelumnya yang memanfaatkan metode ARIMA dalam melakukan peramalan, diantaranya adalah (Hartati, 2017) menggunakan metode ARIMA dalam meramalkan pergerakan inflansi Indonesia, kemudian (Abidin et al., 2022) menggunakan metode ini untuk meramalkan data ekspor Kalimantan Barat periode 2014-2019. Metode ARIMA adalah metode yang sesuai untuk melakukan peramalan jangka pendek, sehingga metode ini dapat digunakan untuk meramalkan nilai ekspor yang berupa data bulanan.

Tujuan penelitian ini adalah untuk meramalkan (*forecasting*) nilai ekspor Kalimantan Barat menggunakan metode ARIMA. Peramalan (*forecasting*) ini diharapkan dapat menjadi acuan yang berguna bagi pemerintah, pengusaha, dan pemangku kepentingan lainnya dalam merencanakan strategi perdagangan yang lebih baik dan meningkatkan kontribusi ekspor terhadap pertumbuhan ekonomi regional.

METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diambil dari situs resmi Badan Pusat Statistik Kalimantan Barat. Data yang digunakan merupakan data nilai ekspor Kalimantan Barat periode Januari 2019-Agustus 2023 dengan banyaknya data berjumlah 56. Data tersebut merupakan data *time series* yang akan digunakan untuk meramalkan nilai ekspor Kalimantan Barat dimasa mendatang dengan metode *Auto Regressive Integrated Moving Avarege (ARIMA)* atau *Box-Jenkins*.

Model *Auto Regressive Integrated Moving Avarege (ARIMA)* atau *Box-Jenkins* merupakan model peramalan tunggal atau *univariate*, di mana peramalan dibuat berdasarkan pada pola data runtun waktu di masa lalu. (Irawan, 2019) menjelaskan bahwa dalam membuat peramalan, ARIMA adalah model yang sepenuhnya mengabaikan variable bebas. Metode ARIMA adalah metode yang tepat untuk meramalkan nilai ekspor yang selalu diperbaharui setiap bulannya, "ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat." (Abidin et al., 2022). Model *Auto Regressive Integrated Moving Avarege (ARIMA)* dikembangkan oleh Geoge E.P.Box dan Gwilym M. Jenkins (1976), sehingga ARIMA juga disebut metode *Box-Jenkins.* Model *Box-Jenkins* (ARIMA) dibagi kedalam tiga kelompok, yaitu: *Autoregressive (*AR), *Moving Average* (MA) dan model campuran *Autoregressive Moving Average*

(ARMA) yang memiliki karakteristik dari keduanya. Model ARIMA dapat digambarkan dengan notasi ARIMA(p,d,q), dimana p adalah orde dari AR, d adalah jumlah kali diferensi data *time series*, dan q adalah orde dari MA. Model ARIMA juga lebih sering dituliskan dengan operator *backshift*. Pangkat notasi B adalah sama dengan satu, akan tetapi pangkat B dapat bernilai lebih dari satu. Secara umum dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$B^k z_t = z_{t-k} \quad (1)$$

Karena dalam beberapa data *time series* perlu didiferensi untuk mendapatkan mean yang stasioner, maka definisi tentang operator *backshift B* dapat diperluas menjadi *operator diferensi (1-B)*. Jika kita mengalikan dengan z_t dengan (1-B) maka akan menghasilkan diferensi pertama dari z_t:

$$(1 - B)z_t = z_t - Bz_t = z_t - z_{t-1} \quad (2)$$

Proses *Autoregressive (AR)*

Autoregressive (AR) memiliki orde p, yang menggambarkan nilai saat ini dalam data time series berkorelasi dengan nilai sebelumnya. Secara umum model AR(p) ditulis sebagai berikut

$$\left(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p\right)\dot{Z}_t = C + a_t \quad (3)$$

Di mana $\dot{Z}_t$ adalah nilai pada waktu t, ϕ_1, ϕ_2,..., ϕ_p adalah parameter autoregresi, C adalah konstanta, dan a_t residual.

Proses *Moving Average (MA)*

Moving Average (MA) memiliki orde q, yang menggambarkan bagaimana nilai saat ini memiliki korelasi dengan nilai sebelumnya dari komponen random.

$$\dot{Z}_t = C + \left(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q\right)a_t \quad (4)$$

Proses *Auto Regressive Integrated Moving Avarege (ARIMA)*

Persyaratan utama model AR(p), MA(q), ARMA(p,q) adalah kestasioneran data *time series* yang digunakan. Proses ARIMA non-musiman dalam notasi backshift secara umum dituliskan sebagai berikut

$$(1-\phi_1 B-\ldots-\phi_p B^p)(1-B)^d \dot{Z}_t = C + (1-\theta_1 B-\ldots-\theta_q B^q)a_t \quad (5)$$

Dimana Z_t adalah data pada waktu t, a_t adalah residual model ARIMA, ϕ_p adalah parameter model *autoregressive* ke-p, dan θ_q adalah parameter model *moving average ke-q.*

$$C = \mu\left(1 - \phi_1 - \phi_2 - \cdots - \phi_p\right) \quad (6)$$

Data yang telah melakukan proses diferensi biasanya menghasilkan sebuah runtun waktu baru yang memiliki mean secara statistik tidak berbeda dengan nol $(\mu \approx 0 \rightarrow C \approx 0)$, oleh sebab itu penulisan konstanta pada model yang telah melakukan proses diferensi tidak diperlukan lagi.

Proses Stasioneritas Data

Data time series dianggap stasioner apabila rata-rata dan variansinya konstan, serta tidak ada unsur *trend* dan pola musiman dalam data (Pitaloka et al., 2019). Secara statistik data yang stasioner dinyatakan sebagai berikut (Bambang, 2012):

$E(Z_t) = \mu$, rata-rata Z konstan (7)
$Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$, variansi Z konstan (8)
$\gamma_k = E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)]$, kovarian (9)

- **Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)**

Uji ADF digunakan dalam pengujian stasioneritas data dalam rata-rata. Menurut Juanda dan Junaidi (2012) model uji ADF dapat dinyatakan dalam bentuk umum proses autoregresif sebagai berikut:

$$\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_1 t + \delta Z_{t-1} + \alpha_1 \Delta Z_{t-1} + \alpha_2 \Delta Z_{t-2} + \cdots \alpha_1 \Delta Z_{t-2} + a_t \quad (10)$$

Pengujian *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dilakukan dengan menghitung nilai τ-statistik dengan rumus:

$$\tau = \frac{\hat{\rho}}{Se(\hat{\rho})} \quad (11)$$

H_0 : δ = 0 (yang berarti Z_t tidak stasioner)
H_1 : δ < 0 (yang berarti Z_t stasioner)
Taraf Signifikansi: α
H0 ditolak jika nilai τ-statistik < nilai kritis Dickey Fuller atau nilai *p-value* < α

- **Transformasi *Box-Cox***

Proses transformasi dilakukan apabila variansi data tidak konstan. Transformasi Box-Cox adalah transformasi pangkat pada respon dan dapat menstabilkan variansi. Dengan mempertimbangkan transformasi berpangkat tunggal yaitu λ, transformasi Box-Cox menjadi Z_t^{λ} dimana λ adalah parameter yang diduga (Pitaloka et al., 2019).

Identifikasi Model ARIMA

Model ARIMA dapat digambarkan dengan notasi ARIMA(p,d,q), dimana p adalah orde dari AR, d adalah jumlah kali diferensi data *time series*, dan q adalah orde dari MA. Menurut Sulaeman, (2016), menyatakan "Bagian yang kritikal pada tahapan identifikasi pemodelan ARIMA adalah pekerjaan membandingkan plot ACF dan PACF". Karakteristik umum yang sangat penting untuk mengidentifikasi model ARIMA melalui plot *autocorrelation function* (AFC) dan *partial autocorrelation function* (PACF) dapat dilihat pada table berikut:

Tabel 1. Pola ACF dan PACF

Model	Pola ACF	Pola PACF
AR(p)	Meluruh menuju nol dengan pola eksponensial (dies down)	Menurun drastis pada lag tertentu (cut off)
MA(q)	Menurun drastis pada lag tertentu (cut off)	Meluruh menuju nol dengan pola eksponensial (dies down)
ARMA(p,q)	Meluruh menuju nol dengan pola eksponensial (dies down)	Meluruh menuju nol dengan pola eksponensial (dies down)

Proses Diagnostic Checking

Tahap diagnosa model bertujuan untuk mengevaluasi kelayakan model yang digunakan dalam peramalan. Beberapa teknik yang digunakan untuk mengdiagnosis model adalah dengan uji *white noise* menggunakan *Ljung-Box Test* dan Uji normalitas sisaan.

- **Uji *White Noise***

Uji White Noise atau uji independensi digunakan untuk melihat apakah residual memiliki korelasi dengan variable lainnya. Peramalan dengan metode ARIMA harus memenuhi asumsi *white noise.* Asumsi *white noise* berarti residual tidak memiliki korelasi, memiliki mean nol, dan varian konstan. Dalam proses peramalan ini, Uji *Ljung-Box* digunakan untuk menguji apakah nilai autokorelasi residual sama denga nol atau tidak. Jika autokorelasi bernilai nol maka residual bersifat *White Noise* dan model dapat digunakan dalam peramalan. Uji *Ljung Box* menyediakan pengujian secara kelompok (group) hingga lag-K dengan hipotesis:

$H_0 : r_1 = r_2 = \cdots = r_k = 0$ (residual bersifat independen)

H_1 : minimal $r_k \neq 0$ (residual tidak bersifat independen)

Statistik Uji:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}\left(\frac{r_k^2}{n-k}\right) \quad (12)$$

Q berdistribusi $\chi^2_{(K-1)}$

dengan n : banyak data, K : banyaknya *lag* yang dipilih, r = autokorelasi sisaan pada *lag* k

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika Q > $\chi^2_{(K-1)}$ atau *p-value* < α. Untuk memenuhi asumsi *White Noise* maka *p-value* > α.

- **Uji Normalitas**

Uji normalitas bertujuan untuk menguji apakah residual dari model mengikuti distribusi normal. Dalam penelitian ini, uji yang digunakam adalah uji *Kolmogorov Smirnov*, berikut hipotesisnya:

$H_0 : F(a_t) = F_0(a_t)$ untuk semua nilai at (residual data berdistribusi normal)

$H_1 : F(a_t) \neq F_0(a_t)$ minimal sebuah nilai at (residual data tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji:

$$D = \text{Sup}|S(a_t) - F_0(a_t)| \quad (13)$$

$S(a_t)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel

$F_0(a_t)$ = fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika D > $D_{1-\alpha/2}$ atau H_0 ditolak jika *p-value* < α, untuk memenuhi asumsi normalitas residual *p-value* > α (Panjaitan et al., 2018).

Adapun tahapan dalam melakukan peramalan nilai ekspor Kalimantan Barat dengan metode ARIMA adalah sebagai berikut :

1. Identifikasi Stasioneritas Data

   Prosedur ARIMA hanya bisa diterapkan pada data *time series* yang stasioner. Stasioneritas data dapat diindentifikasi melalui plot data *time series*, apabila data belum stasioner baik dalam rata-rata maupun variansi, proses transformasi dan diferensiasi data dapat dilakukan.

2. Identifikasi Model ARIMA Dengan Plot ACF dan PACF
   Model ARIMA dapat digambarkan dengan notasi ARIMA(p,d,q), dimana orde d ditentukan oleh jumlah kali diferensi pada proses stasioneritas data *time series*. Pada tahap ini ditentukan berapa jumlah nilai lag residual (q) dan nilai lag dependen (p) yang digunakan dalam model (Hartati, 2017). Orde p dan q pada model diidentifikasi melalui plot ACF dan PACF berdasarkan indikator yang dtampilkan pada Tabel 1.
3. Pemilihan Model ARIMA Terbaik
   Setelah proses identifikasi model telah dilakukan, berdasarkan plot ACF dan PACF dipilih beberapa model tentatif , proses selanjutnya adalah mengestimasi parameter dari model tentatif yang dipilih dengan melakukan uji hipotesis parameter. Menurut Juanda dan Junaidi (2012), model terbaik dinilai berdasarkan pada *goodness of fit,* yang mencangkup tingkat signifikansi koefisien variabel independen (termasuk konstanta) melalui uji t, uji F, maupun nilai koefisien determinasi (R2). Dalam mengestimasi parameter, penelitian ini menggunakan metode *least square*. Metode *least square* yang digunakan adalah metode yang dilakukan dengan mencari nilai parameter yang meminimalkan jumlah kesalahan kuadrat (selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi) (Sari DW, Goejantoro R, 2017), dan dinyatakan dalam bentuk berikut :

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_t^n Z_t - \phi \sum_t^n Z_{t-t}}{(n-1)(1-\phi)} \quad (14)$$

$$\phi = \frac{\sum_t^n (Z_t - \overline{Z})(Z_{t-1} - \overline{Z})}{\sum_t^n (Z_{t-1} - \overline{Z})^2} \quad (15)$$

$$\theta = \frac{\sum_t^n (Z_t - \overline{Z})(a_t - \overline{Z})}{\sum_t^n (a_t - \overline{Z})^2} \quad (16)$$

   Persamaan (15) merupakan penaksir parameter AR dan persamaan (16) merupakan penaksir parameter MA.
4. *Diagnostic Checking*
   Setelah estimasi parameter dilakukan dilakukan uji kelayakan pada model tentatif yang signifikan. Pengujian kelayakan model terbagi menjadi dua, yaitu pengujian asumsi residual white noise dengan *Ljung-Box* dan pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan menggunakan statistik uji Kolmogorov-Smirnov.
5. Penentuan model ARIMA Terbaik
   Salah satu metode dalam menentukan model ARIMA terbaik setelah dilakukan proses *diagnostic checking* adalah dengan mean absolute percent error (MAPE). MAPE dapat mengukur seberapa jauh sebuah model cocok dengan data yang tersedia. Jika residual dibagi dengan nilai pengamatan yang sesuai, maka diperoleh sebuah persentase residual (Sulaeman, 2016). Semakin kecil nilai MAPE yang diperoleh maka semakin baik model tersebut, sehingga penentuan model tentatif ARIMA terbaik didasarkan pada nilai MAPE terkecil.

   MAPE : $\frac{100}{n} \sum \left| \frac{\hat{a}_t}{z_t} \right|$ (17)

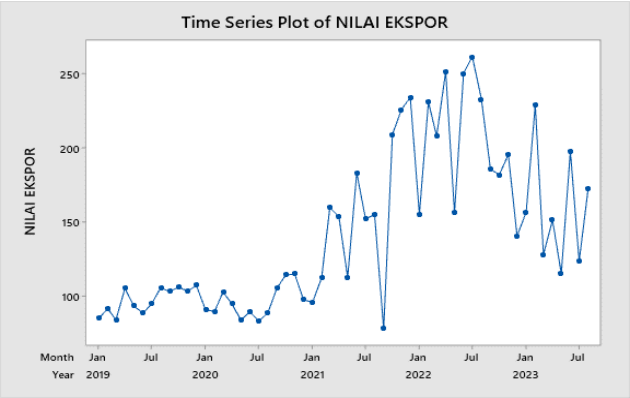
Tabel 2. Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Keterangan
<10%	Sangat Baik

10 – 20%	Baik
20 – 50%	Cukup
>50%	Buruk

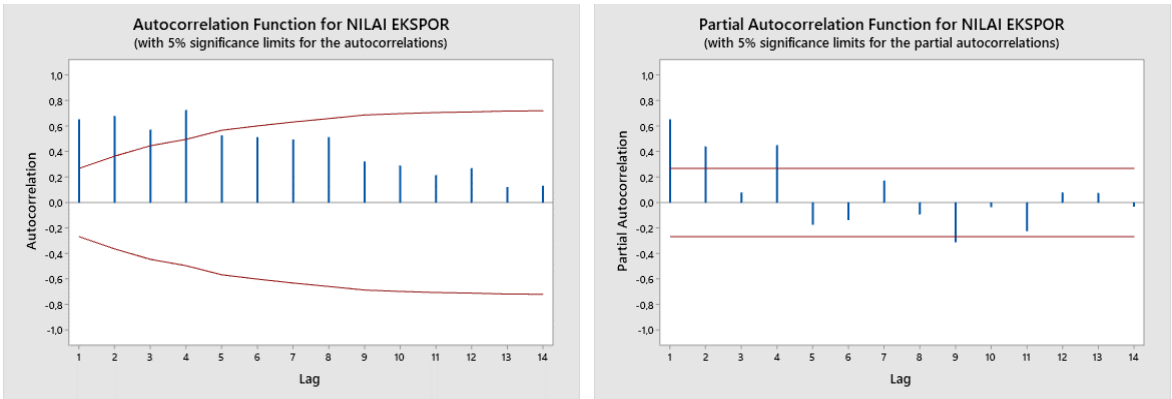
HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data nilai ekspor Kalimantan Barat dari periode Januari 2019 hingga Agustus 2023. Data tersebut diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik Kalimantan Barat, yang berupa data bulanan.



Gambar 1. Plot *Time Series* Nilai Ekspor Kalimantan Barat

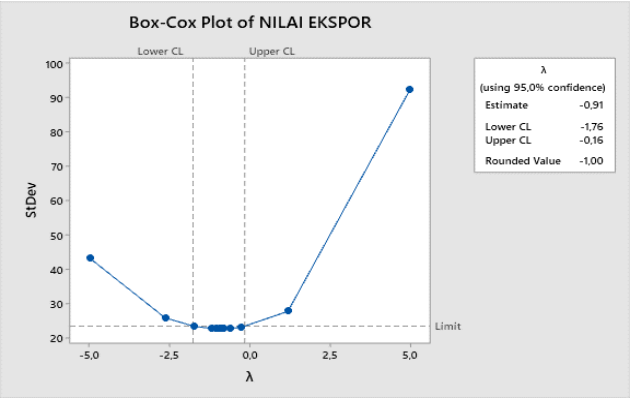
Berdasarkan Gambar 1, secara visual ditunjukan bahwa nilai ekspor di Kalimantan Barat tahun 2019 sampai tahun 2023 bersifat fluktuatif dan membentuk pola trend naik, yang berarti data tersebut tidak stasioner baik dalam rata-rata maupun variansi. Untuk mengatasi ketidakstasioneran data maka perlu dilakukan transformasi dan *differencing*.



Gambar 2. Plot ACF dan PACF data Nilai Ekspor

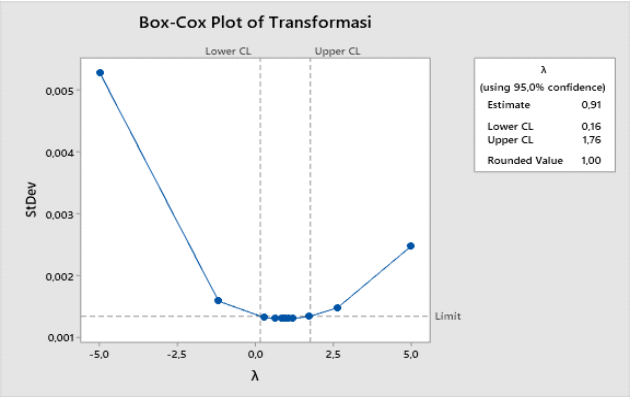
Dengan melihat *plot* ACF pada Gambar 2 yang menunjukan nilai-nilai dari autokorelasi cenderung turun lambat menuju nol, maka dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata, oleh karena itu perlu dilakukan proses *differencing*. Sebelum melakukan proses

differencing, proses transformasi dilakukan terlebih dahulu, berikut estimasi terhadap nilai λ menggunakan *software* MINITAB 19.



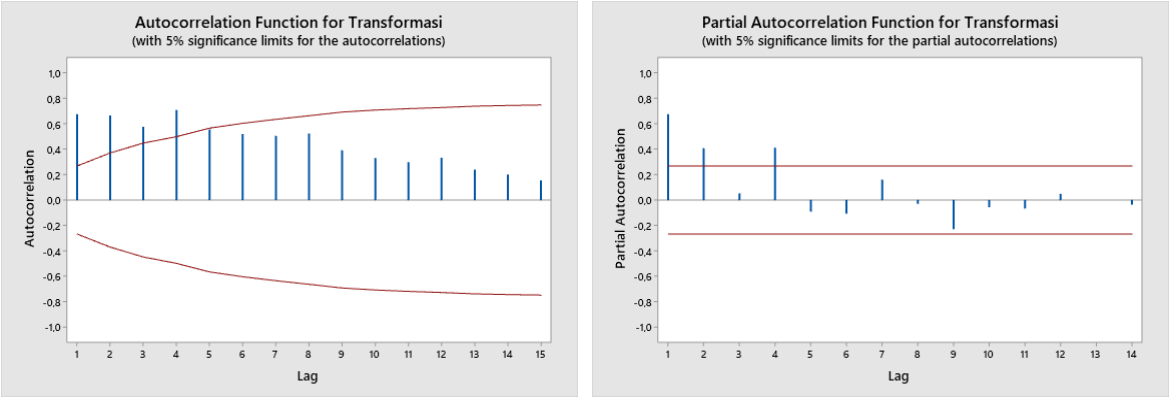
Gambar 3. Output *Box-Cox* data Nilai Ekspor Kalimantan Barat

Dari Gambar 3 dapat dilihat output *Box-Cox* menunjukan bahwa data nilai ekspor Kalimantan Barat belum stasioner terhadap variansi, hal ini ditunjukan dengan nilai *Rounded Value* (λ) sebesar -1,00. Oleh karena nilai *Rounded Value* (λ) harus sama dengan 1, maka dilakukan transformasi pangkat pada data tersebut (Z_t^{-1}). Setelah dilakukan transformasi diperoleh hasil seperti yang ditunjukan pada Gambar 4, dimana *Rounded Value* (λ) sebesar 1,00 yang menunjukan bahwa data telah stasioner terhadap variansi.



Gambar 4. Output *Box-Cox* data Nilai Ekspor Kalimantan Barat hasil transformasi

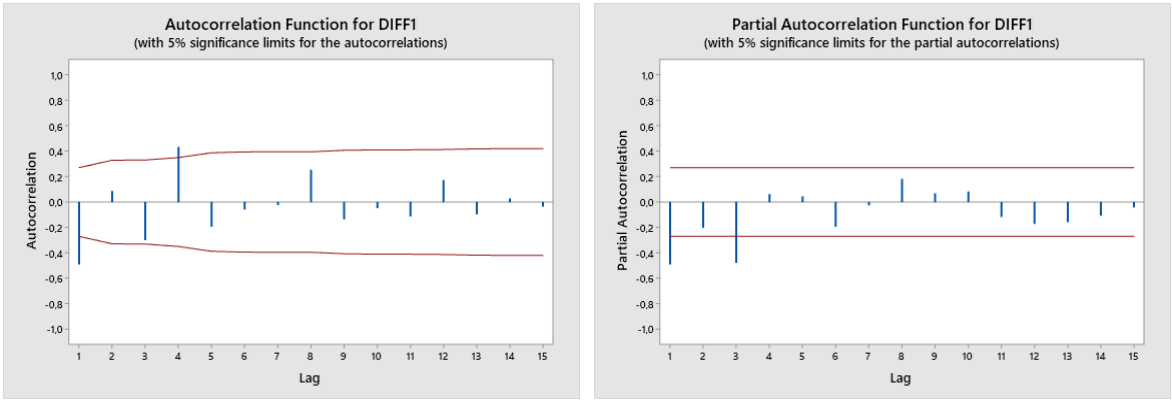
Untuk membuktikan apakah data telah stasioner dalam rata-rata setelah dilakukan transformasi, maka ditampilkan *plot* ACF serta uji ADF dengan menggunakan data transformasi. Berdasarkan uji ADF diperoleh nilai *p-value* = 0,9073 > α = 0,05 sehingga gagal tolak H_0, yang berarti data Nilai Ekspor setelah dilakukan transformasi belum stasioner dalam rata-rata.



Gambar 5. Plot ACF dan PACF data Nilai Ekspor setelah transformasi

Pada Gambar 5 diperlihatkan nilai lag plot ACF menurun perlahan menuju nol sehingga dapat diindikasikan bahwa data tersebut memang benar belum stasioner dalam rata-rata. Oleh karena itu, dilakukan proses *differencing* 1 pada data setelah transformasi.

Setelah dilakukan *differencing* uji ADF kembali dilakukan dan diperoleh nilai *p-value* = 0,01 < α = 0,05 sehingga tolak H_0 yang berarti data telah stasioner dalam rata-rata. Kestasioneran data Nilai Ekspor Kalimantan Barat dalam rata-rata juga dapat dilihat pada *plot* ACF pada Gambar 6, dimana pada lag pertama langsung turun menuju nol.



Gambar 6. Plot ACF dan PACF data Nilai Ekspor setelah differencing 1

Setelah data stasioner permodelan ARIMA dapat dilakukan. Gambar 6 menunjukan bahwa nilai ACF signifikan pada *lag* 1 dan 4, sehingga diperoleh orde yang mungkin untuk *Moving Average* (MA) adalah 0, 1, 3 dan 4. Sedangkan pada Gambar 6 yang menunjukkan nilai PACF signifikan pada *lag* 1 dan lag 3 yang menunjukan bahwa *Autoregressive (*AR) yang mungkin memiliki orde 0,1 dan 3. Dengan adanya proses *differencing* satu kali, maka beberapa model tentatif yang mungkin adalah sebagai berikut.

Tabel 3. Model tentatif pada Data Nilai Ekspor Kalimantan Barat

Model	Model ARIMA
I	(0,1,1)
II	(1,1,0)
III	(1,1,3)
IV	(1,1,4)
V	(3,1,0)
VI	(3,1,3)

Untuk menentukan model terbaik di antara 6 model tentatif tersebut, perlu dilakukan pengujian hipotesis terhadap masing-masing model dugaan. Hasil penaksiran parameter dari 6 model tentatif awal dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Estimasi Parameter untuk model ARIMA

Model Tentatif	Parameter	*p-value*	Keputusan dan Kesimpulan
ARIMA (0,1,1)	$\theta_1 = 0{,}655$	0,000	Tolak H_0 (Signifikan)
ARIMA (1,1,0)	$\phi_1 = -0{,}553$	0,000	Tolak H_0 (Signifikan)
ARIMA (1,1,3)	$\phi_1 = -0{,}673$	0,000	Gagal Tolak H_0 (Tidak Signifikan)
	$\theta_1 = -0{,}370$	0,004	
	$\theta_2 = 0{,}130$	0,267	
	$\theta_3 = 0{,}670$	0,000	
ARIMA (1,1,4)	$\phi_1 = -1{,}003$	0,000	Gagal Tolak H_0 (Tidak Signifikan)
	$\theta_1 = -0{,}241$	0,106	
	$\theta_2 = 0{,}733$	0,000	
	$\theta_3 = -0{,}126$	0,381	
	$\theta_4 = -0{,}224$	0,119	
ARIMA (3,1,0)	$\phi_1 = -0{,}724$	0,000	Tolak H_0 (Signifikan)
	$\phi_2 = -0{,}476$	0,001	
	$\phi_3 = -0{,}550$	0,000	
ARIMA (3,1,3)	$\phi_1 = -1{,}110$	0,000	Tolak H_0 (Signifikan)
	$\phi_2 = -1{,}021$	0,000	
	$\phi_3 = -0{,}573$	0,000	
	$\theta_1 = -0{,}571$	0,002	
	$\theta_2 = 0{,}505$	0,009	
	$\theta_3 = 0{,}387$	0,026	

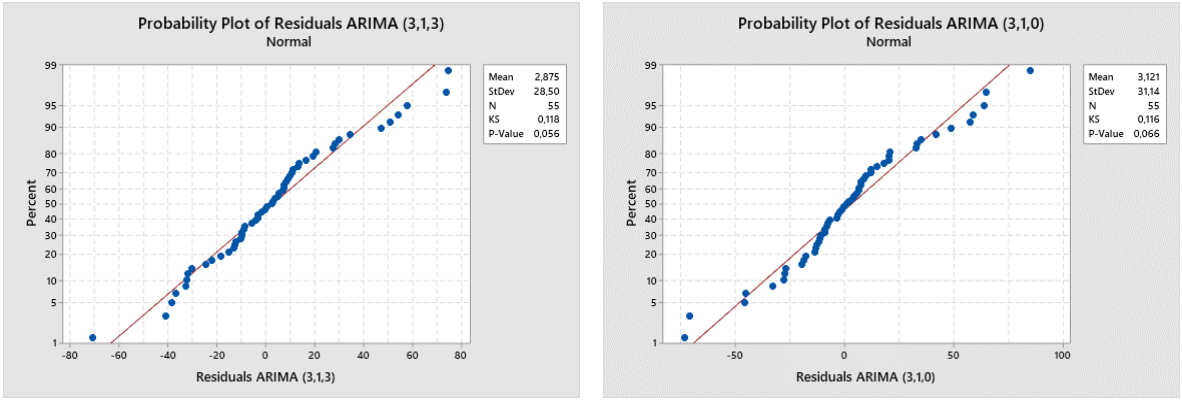
Berdasarkan dari hasil estimasi dan uji signifikansi parameter model ARIMA sementara pada Tabel 4, diketahui model yang siginifikan adalah ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (3,1,0), dan ARIMA (3,1,3), sehingga model tersebut adalah model yang layak digunakan. Pada model yang telah signifikan dilakukan pengecekan untuk menentukan apakah residual dari model tersebut sudah bersifat *white-noise* atau bersifat *random* dengan melihat nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05

pada *lag* 12, 24, 36, dan 48. Nilai-nilai lag 12, 24, 36, dan 48 dianggap cukup mewakili pola autokorelasi jangka pendek dan jangka panjang. Adapun uji *white noise* dengan *Ljung-Box* ditunjukan dalam Tabel 5 dibawah ini.

Tabel 5. Uji White Noise Model ARIMA

Model	*Lag*	*p-value*	*White Noise*
ARIMA (0,1,1)	12	0,002	Tidak
	24	0,002	
	36	0,034	
	48	0,253	
ARIMA (1,1,0)	12	0,000	Tidak
	24	0,000	
	36	0,000	
	48	0,008	
ARIMA (3,1,0)	12	0,050	Ya
	24	0,062	
	36	0,386	
	48	0,843	
ARIMA (3,1,3)	12	0,083	Ya
	24	0,145	
	36	0,647	
	48	0,962	

Uji *Ljung-Box* menunjukan bahwa model ARIMA (3,1,3) dan model ARIMA (3,1,0) dengan *lag* 12, 24, 36, dan 48 memiliki *p-value* > 0,05 menunjukian kedua model tersebut memenuhi asumsi *white noise*. Setelah melakukan uji *white noise*, dilakukan pengujian kenormalan residual untuk model ARIMA (3,1,3) dengan memeriksa nilai *p-value*. Apabila nilai *p-value* > 0,05 maka residual berdistribusi normal. Kenormalan residual diuji dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.



Gambar 7. Plot residual model ARIMA (3,1,0) dan ARIMA (3,1,3)

Pada Gambar 7 diperlihatkan bahwa plot data mendekati garis linear dan nilai p-value > 0,05 dengan *p-value* model ARIMA (3,1,3) adalah 0,056 dan *p-value* model ARIMA (3,1,0) sebesar 0,066, hal ini berarti kedua model memiliki residual yang berdistribusi normal. Setelah *diagnostic checking* dilakukan, maka menentukan model yang terbaik dari beberapa model yang memenuhi syarat, dalam penelitian ini, kriteria yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model adalah nilai MAPE.

Tabel 6. Nilai MAPE

Model	Nilai MAPE
ARIMA (3,1,0)	14,87%
ARIMA (3,1,3)	13,06%

Tabel menunjukan bahwa model ARIMA (3,1,3) memiliki nilai MAPE terkecil, yang mengindikasikan bahwa model dengan nilai MAPE 13,06% tersebut dapat dikategorikan baik untuk digunakan dalam peramalan nilai ekspor Kalimantan Barat.

Selanjutnya adalah peramalan dengan model ARIMA (3,1,3) untuk 6 periode selanjutnya yaitu September 2023 sampai dengan Februari 2024. Berikut proses ARIMA (3,1,3) dengan notasi *backshift*:

$$\phi_3(B)\nabla^1 Z_t = \theta_3(B)a_t \quad (18)$$

$$(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-\phi_3 B^3)(1-B)\dot{Z}_t = C + (1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\theta_3 B^3)a_t \quad (19)$$

$$Z_t - Z_t B - \phi_1 B Z_t + \phi_1 B^2 Z_t - \phi_2 B^2 Z_t + \phi_2 B^3 Z_t - \phi_3 B^3 Z_t + \phi_3 B^4 Z_t = C + a_t - \theta_1 B a_t - \theta_2 B^2 a_t - \theta_3 B^3 a_t \quad (20)$$

$$Z_t = C + Z_{t-1} + \phi_1 Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-2} - \phi_2 Z_{t-3} + \phi_3 Z_{t-3} - \phi_3 Z_{t-4} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3} \quad (21)$$

$$Z_t = C + (1+\phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Z_{t-2} + (\phi_3 - \phi_2)Z_{t-3} - \phi_3 Z_{t-4} - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3} + a_t \quad (22)$$

Dengan subtitusi nilai-nilai parameter $\phi_1 = -1{,}110$, $\phi_2 = -1{,}021$, $\phi_3 = -0{,}573$, $\theta_1 = -0{,}571$, $\theta_2 = -0{,}505$, $\theta_3 = 0{,}387$, karena telah dilakukakan diferensi sebayak satu kali dan nilai mean mendekati nol, maka konstanta tidak diperlukan. Sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut ;

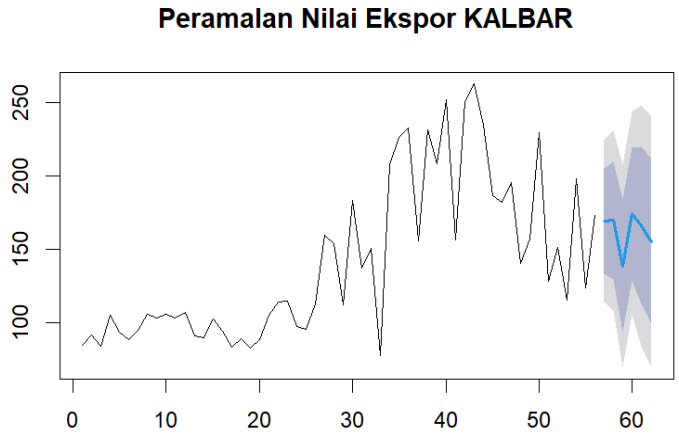
$$(1+1{,}110+1{,}021B^2+0{,}573B^3)(1-B)\dot{Z}_t = (1+0{,}571+0{,}505B^2-0{,}387B^3)a_t \quad (23)$$

$$Z_t = -0{,}110Z_{t-1} + 0{,}089Z_{t-2} + 0{,}448Z_{t-3} + 0{,}573Z_{t-4} + 0{,}571a_{t-1} + 0{,}505a_{t-2} - 0{,}387a_{t-3} + a_t \quad (24)$$

Tabel 7. Hasil Peramalan Nilai Ekspor Kalimantan Barat

Bulan	Tahun	Nilai Ekspor
September	2023	165,051
Oktober	2023	166,803
November	2023	138,661
Desember	2023	173,089
Januari	2023	161,850
Februari	2024	156,094

Hasil peramalan dengan model ARIMA (3,1,3) menghasilkan nilai akurasi berdasarkan indikator MAPE sebesar 13,06%. Nilai tersebut kurang dari 20% yang artinya bahwa kemampuan peramalan dikategorikan baik. Berikut adalah plot peramalan Nilai Ekspor Kalimantan Barat 6 periode ke depan disajikan pada Gambar 8.



Gamar 8. Plot Peramalan

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, model yang sesuai untuk meramalkan nilai ekspor Kalimantan Barat dengan metode *Auto Regressive Integrated Moving Avarege* adalah model ARIMA(3,1,3) yang mempunyai nilai MAPE sebesar 13,06%. Model ARIMA(3,1,3) juga karena telah memenuhi uji signifikansi parameter, normalitas residual, dan *white noise*. Dengan menggunakan model ARIMA(3,1,3) maka ramalan data nilai ekspor Kalimantan Barat periode Septemer 2023 sampai dengan Agustus 2024 adalah sebagai berikut: September 2023 sebesar 165,1, Oktober 2023 sebesar 166,8, November 2023 sebesar 138,7, Desember 2023 sebesar 173,1, Januari 2024 sebesar 161,9, Februari 2024 sebesar 156,1.

REFERENSI

Abidin, A. A., Buiney, P. F., & Nohe, D. A. (2022). *Peramalan Data Ekspor Kalimantan Barat dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA).* Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Statistika, 2, 96-107.

Badan Pusat Statistik Provinsi Kalimantan Barat. 2022. *Statistik Perdagangan Luar Negeri Provinsi Kalimantan Barat 2022.* Kalimantan Barat: BPS.

Hartati. (2017). Penggunaan Metode Arima Dalam Meramal Pergerakan Inflasi. *Jurnal Matematika Sains Dan Teknologi*, *18*(1), 1–10. https://doi.org/10.33830/jmst.v18i1.163.2017

Irwandi., & Sari, D. P. (2021). *Analisis Metode Arima Pada Peramalan Nilai Ekspor Sumatera Barat*. *6*(4), 9–15.

Juanda, B., & Junaidi. (2011). Ekonometrika Deret Waktu: Teori dan Aplikasi. Bogor: IPB Press.

Marindra, A., & Kesumawati, A. (2023). Peramalan Nilai Ekspor Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Metode Double Eksponential Smoothing (DES). *Emerging Statistics and Data Science Journal*, *1*(1), 1–9. https://doi.org/10.20885/esds.vol1.iss.1.art1

Panjaitan, H., Prahutama, A., & Sudarno, S. (2018). PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API MENGGUNAKAN METODE ARIMA, INTERVENSI DAN ARFIMA (Studi Kasus : Penumpang Kereta Api Kelas Lokal EkonomiDAOP IV Semarang). *Jurnal Gaussian*, *7*(1), 96–109. https://doi.org/10.14710/j.gauss.v7i1.26639

Pitaloka, R. A., Sugito, S., & Rahmawati, R. (2019). PERBANDINGAN METODE ARIMA BOX-JENKINS DENGAN ARIMA ENSEMBLE PADA PERAMALAN NILAI IMPOR PROVINSI JAWA TENGAH. *Jurnal Gaussian*, *8*(2), 194–207. https://doi.org/10.14710/j.gauss.v8i2.26648

Sari, D.W., Goejantoro, R., Wahyuningsih, S. (2017). Estimasi Parameter Model ARIMA untuk Peramalan Debit Air Sungai Menggunakan Least Square dan Goal Programming. *Jurnal Eksponensial*, *7(2)*, 113–120.

Sulaeman, I. (2016). Analisis runtun waktu (Edisi ke-3). Tanggerang Selatan: Universitas Terbuka.

Wici,I. (2019). *Peramalan Harga Saham PT.Unilever Tbk dengan Menggunakan Metode ARIMA*. *Jurnal Matematika UNAND*, *4*(3), 80. https://doi.org/10.25077/jmu.4.3.80-89.2015

BULAN	NILAI EKSPOR				
	2019	2020	2021	2022	2023
Januari	84.79	91.02	95.78	155.48	156.78
Februari	91.7	89.65	112.71	231.35	229.01
Maret	84.04	102.84	159.83	208.2	128.16
April	105.36	94.72	153.69	251.86	151.32
Mei	93.55	83.87	112.6	156.45	115.31
Juni	88.63	89.54	183.23	250.29	197.77
Juli	94.76	83.23	137.08	262.75	123.64
Agustus	105.75	88.73	150.44	234.31	172.84
September	103.17	105.29	77.98	186.3	
Oktober	106.21	114.34	207.27	182.18	
November	103.48	114.98	226.06	195.57	
Desember	107.21	97.65	232.64	140.61	