
PERBANDINGAN METODE ARIMA BOX-JENKIS DENGAN ARIMA ENSEMBLE PADA PERAMALAN NILAI EKSPOR PROVINSI BENGKULU

Qhiky Lioni Tasyah¹⁾, Rizki Dwi Yanti²⁾, Renaldi³⁾, Alya Saputri⁴⁾, Dyah Setyo Rini⁵⁾

^{1,2,3,4,5)} S1-Statistika FMIPA Universitas Bengkulu

Email : qhiky06@gmail.com
rizkidwiyanti12345@gmail.com

Abstrak

Ekspor merupakan pengiriman barang dan jasa yang dijual oleh penduduk suatu Negara kepada penduduk Negara lain untuk mendapatkan mata uang asing dari Negara pembeli. Pesatnya perekonomian dunia dalam era globalisasi setiap negara dituntut untuk mendorong dan mempertahankan eksistensi perdagangan agar tidak semakin terpuruk, salah satunya dengan cara perdagangan internasional. Tujuan penelitian adalah mengetahui model terbaik yang dihasilkan dan membandingkan metode ARIMA Box-Jenskins dengan ARIMA Ensemble pada ramalan nilai ekspor (juta \$) bulanan di provinsi Bengkulu dari Januari 2010 – Desember 2021. Data dianalisis menggunakan metode ARIMA Box-Jenskins dengan ARIMA Ensemble. Metode ARIMA adalah teknik peramalan time series, menggunakan nilai masa lalu dari variabel dependen untuk membuat peramalan jangka pendek yang akurat. ARIMA ensemble merupakan penggabungan hasil ramalan beberapa model ARIMA yang dapat digunakan untuk mengkombinasikan output hasil ramalan yang berbeda dari anggota ensemble yaitu ensemble averaging dan ensemble stacking. Dari pengolahan data diperoleh model terbaik yang digunakan untuk memprediksi nilai ekspor provinsi Bengkulu periode Januari 2021 sampai dengan Desember 2021 adalah model ARIMA(3,1,1) karena memiliki nilai RMSE terkecil yaitu sebesar 6,242145 dengan hasil nilai ramalan untuk 12 periode ke depan.

Kata Kunci: Ekspor, ARIMA Box-Jenskins, ARIMA Ensemble, peramalan.

Abstract

Exports are the delivery of goods and services sold by residents of one country to residents of another country to obtain foreign currency from the purchasing country. The rapid world economy in the era of globalization requires every country to encourage and maintain the existence of trade so that it does not deteriorate further, one of which is through international trade. The aim of the research is to find out the best model produced and compare the ARIMA Box-Jenskins method with the ARIMA Ensemble for forecasting monthly export value (millions of \$) in Bengkulu province from January 2010 – December 2021. The data was analyzed using the ARIMA Box-Jenskins method with ARIMA Ensemble. The ARIMA method is a time series forecasting technique, using past values of the dependent variable to make accurate short-term forecasts. ARIMA ensemble is a combination of forecast results from several ARIMA models which can be used to combine the output of different forecast results from ensemble members, namely ensemble averaging and ensemble stacking. From data processing, it was obtained that the best model used to predict the export value of Bengkulu province for the period January 2021 to December 2021 is the ARIMA(3,1,1) model because it has the smallest RMSE value, namely 6.242145 with the predicted value results for the next 12 periods.

Keywords: Export, ARIMA Box-Jenskins, ARIMA Ensemble, forecasting.

PENDAHULUAN

Perekonomian dunia dalam era globalisasi setiap negara dituntut untuk mendorong dan mempertahankan eksistensi perdagangan agar tidak semakin terpuruk, salah satunya dengan cara perdagangan internasional. Negara Indonesia mengekspor bahan pangan dan bahan produksi karena kekayaan alam negeri ini melimpah sehingga mampu menyambut peluang bisnis berskala internasional. Untuk memenuhi kebutuhan masyarakat yang belum diproduksi dalam negeri sendiri maka dilakukanlah

impor. Salah satu jalan keluar untuk memenuhi kebutuhan masyarakat adalah dengan melakukan kegiatan ekspor dan impor (Febyanti, 2019).

Ekspor adalah pengiriman barang dan jasa yang dijual oleh penduduk suatu Negara kepada penduduk Negara lain untuk mendapatkan mata uang asing dari Negara pembeli (BPS, 2016). Kecenderungan kegiatan ekspor yang besar tidak sepenuhnya buruk bagi sebuah negara karena ekspor juga akan merangsang kegiatan investasi, apabila barang yang diekspor merupakan barang modal, barang mentah ataupun barang setengah jadi untuk keperluan perindustrian. Ekspor terbesar Provinsi Bengkulu pada bulan Juli 2021 melalui Pelabuhan Pulau Baai adalah pada sektor Batu Bara, tercatat sebesar US\$ 11,80 juta dan memiliki peran sebesar 95,19% terhadap total ekspor pada bulan Juli 2021. Data tersebut di peroleh dari website BPS Provinsi Bengkulu. Oleh karena itu informasi yang tepat mengenai proyeksi jumlah ekspor diperlukan agar pemerintah dapat mengantisipasi kenaikan ekspor yang tinggi melalui beberapa kebijakan yang dapat dilakukan.

Metode peramalan statistika yang dapat digunakan dalam peramalan di bidang ekonomi salah satunya adalah metode ARIMA Box-Jenkins yang dikembangkan oleh George E.P. Box dan Gwilyn M. Jenkins. Perkembangan pemodelan di bidang peramalan deret waktu menunjukkan bahwa akurasi peramalan akan meningkat jika dihasilkan dari penggabungan beberapa model dengan kombinasi linier daripada memilih satu model yang terbaik. Metode penggabungan multi-model tersebut sering disebut sebagai pendekatan *ensemble* (Leutbecher dan Palmer, 2008).

ARIMA *ensemble* merupakan penggabungan hasil ramalan beberapa model ARIMA. Pembentukan ARIMA *ensemble* terdiri dari dua langkah. Pertama, membangkitkan anggota *ensemble* dari dua atau lebih model ARIMA, selanjutnya menggabungkan hasil ramalan anggota *ensemble* dari ARIMA yang terbentuk dengan menggunakan teknik *averaging* dan *stacking* sehingga didapatkan hasil ramalan ARIMA *ensemble* (Silfiani dan Suhartono, 2012). Keakuratan model dalam prediksi diukur berdasarkan kriteria *Root Mean Square Error* (RMSE) yaitu akar dari rata-rata kuadrat *error* dimana model terbaik yang dipilih adalah model dengan RMSE terkecil.

Berdasarkan uraian di atas maka penulis akan melakukan penelitian mengenai perbandingan metode ARIMA Box-Jenkins dengan ARIMA *Ensemble* pada peramalan nilai ekspor untuk memperoleh hasil ramalan terbaik. Data penelitian yang digunakan adalah data nilai ekspor (juta \$) bulanan di Provinsi Bengkulu dari Januari 2010 – Desember 2021 yang dipublikasikan oleh Badan Pusat Statistik Provinsi Bengkulu.

METODE PENELITIAN

Desain penelitian untuk mengetahui model terbaik yang dihasilkan dan membandingkan metode ARIMA Box-Jenkins dengan ARIMA *Ensemble* pada ramalan nilai ekspor (juta \$) bulanan di Provinsi Bengkulu dari Januari 2010 – Desember 2021. Kegiatan penelitian secara garis besar dimulai dengan merancang, mengumpulkan referensi dan data. Teknik analisa data yang digunakan adalah ARIMA Box-Jenkins dengan ARIMA *Ensemble*.

Analisis Deret Waktu

Pada analisis data deret waktu dilakukan peramalan data beberapa periode ke depan yang merupakan input bagi proses perencanaan dan pengambilan keputusan. Peramalan menunjukkan perkiraan yang akan terjadi pada suatu keadaan tertentu, sebaliknya perencanaan menggunakan ramalan tersebut untuk membantu para pengambil keputusan dalam memilih alternatif terbaik. Apabila variabel yang digunakan tidak stasioner akan menyebabkan hasil regresi meragukan atau disebut regresi lancung (Aktivani, 2021).

[1] Stasioneritas Data Deret Waktu

Data time series dikatakan stasioner jika rata-rata dan variansinya konstan, tidak ada unsur trend dalam data, dan tidak ada unsur musiman. Menurut Wei (2006) untuk proses stasioner Z_t memiliki 3 sifat berikut:

1. $E(Z_t) = \mu$, konstan untuk semua t .
2. $Va(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$, konstan untuk semua t .
3. $Cov(Z_t, Z_{t+k}) = [(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)] = \gamma_k$, konstan untuk semua t dan $k \neq 0$ dan γ_k adalah autokovariansi pada lag k .

[2] Pemeriksaan Stasioneritas Deret Waktu

1. Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Menurut Nurman, Nusrang dan Sudarmin (2022) uji ADF merupakan pengembangan versi pengujian Dickey Fuller. Uji ADF adalah salah satu metode yang digunakan untuk memastikan bahwa data sudah stasioner. Uji ADF bertujuan untuk mengetahui apakah data mengandung *unit roots* atau tidak. Jika data mengandung *unit roots* maka data yang digunakan belum stasioner. Apabila hasil uji ADF menunjukkan belum stasioner, maka harus dilakukan proses *differencing*. Adapun rumus uji

ADF sebagai berikut:

$$\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_2 T + \delta Z_{t-1} + \sum_{i=2}^p \alpha_i \Delta Z_{t-1+i} + a_t \quad (1)$$

Hipotesis:

$H_0: \delta = 0$ (terdapat akar unit atau data runtun waktu tidak stasioner)

$H_1: \delta < 0$ (tidak terdapat akar unit atau data runtun waktu stasioner)

Taraf Signifikansi: α

Statistik Uji:

$$t = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2)$$

Kriteria Uji:

H_0 ditolak jika $ADF < \text{nilai kritis augmented dickey fuller}$ atau $p - \text{value} < \alpha$.

2. Transformasi Box-Cox

Wei (2006) menjelaskan bahwa transformasi Box-Cox adalah transformasi pangkat pada respon. Box-Cox dengan mempertimbangkan kelas transformasi berpangkat tunggal, yaitu λ yang dapat dipangkatkan pada variabel respon Z_t , sehingga transformasinya menjadi Z_t^λ , dimana λ adalah parameter yang perlu diduga. Transformasi Box-Cox adalah salah satu metode yang digunakan untuk menstasionerkan data yang tidak stasioner dalam variansi, dengan rumus:

$$Z_t^\lambda = \frac{Z_t^{\lambda-1}}{\lambda} \quad (3)$$

(Aswi & Sukarna, 2006)

[3] Autocorrelation Function (ACF)

Menurut Makridakis *et al.* (1999) istilah autokorelasi digunakan untuk menjelaskan asosiasi atau ketergantungan bersama (*mutual dependence*) antara nilai- nilai suatu deret berkala yang sama pada periode berlainan. Autokorelasi pada lag k , didefinisikan sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{\text{kov}(Z_t, Z_{t-k})}{[\text{Var}(Z_t) \cdot \text{Var}(Z_{t-k})]^{1/2}} \quad (4)$$

1. Ensemble Averaging

Silfiani dan Suhartono (2012) menjelaskan bahwa peramalan *ensemble averaging* dilakukan dengan menggunakan metode rata-rata yaitu output hasil ramalan dari ensemble diperoleh dengan menghitung rata-rata dari *output* anggota *ensemble*. Jika k adalah banyaknya anggota *ensembel* solusi dari pendekatan *ensembel* dengan *averaging*.

2. Ensemble Stacking

Menurut Silfiani dan Suhartono (2012) *stacking* merupakan metode untuk membentuk kombinasi linear dari prediktor untuk meningkatkan akurasi dari suatu peramalan. Metode *stacking* dilakukan dengan memberi nilai koefisien dari masing-masing prediktor sehingga terbentuk kombinasi linear.

Metode-metode tersebut merupakan suatu bentuk perkembangan metode peramalan yang digunakan oleh ilmuwan di dunia untuk mendapatkan alternatif peramalan yang menghasilkan akurasi terbaik. Namun, semakin kompleks metode yang digunakan belum tentu metode tersebut menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode yang lebih sederhana. Hal itu sesuai dengan yang disebutkan dalam hasil M-3 Competition oleh Makridakis dan Hibbon (2000), yaitu:

- a. Metode statistika yang canggih atau kompleks belum tentu memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode yang sederhana.
- b. Ranking relatif dari performansi metode-metode peramalan bervariasi dan bergantung pada ukuran akurasi yang digunakan.
- c. Akurasi ketika beberapa metode peramalan dikombinasikan, misalnya metode individu yang dikombinasikan, akan menghasilkan akurasi lebih baik jika dibandingkan dengan metode lain. Akurasi dari metode bergantung pada panjang horizon ramalan.

Partial Autocorrelation Function

Menurut Makridakis et al. (1999) ukuran partial autocorrelation digunakan untuk menunjukkan besarnya hubungan antara nilai suatu variabel saat ini dengan nilai variabel sebelumnya dari variabel yang sama (nilai-nilai untuk berbagai kelambatan waktu) dengan menganggap pengaruh dari semua kelambatan waktu lainnya adalah konstan. Partial autocorrelation didefinisikan sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \quad (5)$$

Model Umum Runtun Waktu

Secara umum, terdapat 3 model runtun waktu, yaitu model Autoregressive (AR), model Moving Average (MA), dan model non stasioner homogen Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA).

Wei (2006) menjelaskan bentuk umum suatu proses autoregressive orde ke-p (AR(p)) adalah:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (6)$$

Model Moving Average (MA) orde ke-q dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (7)$$

Untuk menangani data runtun waktu yang tidak stasioner, maka digunakan proses *differencing* ke-d yang tepat, agar data menjadi stasioner dengan menggunakan model ARIMA. Model ARIMA(p,d,q) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\phi(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B) a_t \quad (8)$$

dimana

$$\begin{aligned} \phi(B) &= (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p), \text{ dan} \\ (B) &= (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \end{aligned} \quad (9)$$

Identifikasi Model

Untuk menentukan orde p dan q dalam model ARIMA(p,d,q) digunakan grafik ACF dan PACF. Ada beberapa pedoman dalam pendugaan model ARIMA dari suatu data time series yang dijelaskan oleh Wei (2006) berkaitan dengan plot ACF dan PACF yang telah dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Pendugaan model berdasarkan plot ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR(p)	Turun secara eksponensial atau membentuk gelombang sinus.	<i>Cut off</i> setelah lag p.
MA(q)	<i>Cut off</i> setelah lag q.	Turun secara eksponensial atau membentuk gelombang sinus.
ARMA (p,q)	Turun cepat setelah lag (q-p)	Turun cepat setelah lag (p-q)

Estimasi Parameter Model

Estimasi parameter yang digunakan adalah Ordinary Least Square (OLS). Menurut Wei (2006) estimasi OLS merupakan estimasi yang meminumkan kuadrat selisih antara nilai parameter yang sebenarnya dengan nilai estimasinya. Setelah dilakukan proses estimasi parameter, maka parameter tersebut perlu diuji apakah parameter tersebut layak digunakan pada model atau tidak. Berikut adalah prosedur uji signifikansi parameter yang dilakukan secara individu untuk model ARIMA

Hipotesis:

Untuk Model AR(p)

$H_0 : \phi_i = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model)

$H_1 : \phi_i \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model) dengan $i=1,2,\dots, p$

Untuk Model MA(q)

$H_0 : \theta_i = 0$ (parameter MA tidak signifikan terhadap model)

$H_1 : \theta_i \neq 0$ (parameter MA signifikan terhadap model) dengan $i=1,2,\dots,q$

Taraf Signifikansi: α

Statistik Uji:

Untuk Model AR(p)

$$t = \frac{\hat{\phi}_i}{SE(\hat{\phi}_i)} \quad (10)$$

Untuk Model MA(q)

$$t = \frac{\hat{\theta}_i}{SE(\hat{\theta}_i)} \quad (11)$$

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika $|t| > t_{(\frac{\alpha}{2}, n-1)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$

Pemeriksaan Diagnostik

Soejoeti (1987) menjelaskan bahwa diagnosa atau verifikasi dimaksudkan untuk memeriksa apakah model yang diestimasi sudah cocok dengan data yang ada. Residual yang diperoleh harus memenuhi asumsi *white noise* dan mengikuti distribusi normal.

1. Uji White Noise Residual

Asumsi dasar adalah bahwa residual bersifat white noise yang artinya tidak terdapat korelasi antar residual (independen) dengan mean sama dengan 0 dan variance konstan (homogen) (Wulansari et al., 2014).

2. Uji Independensi Residual

Uji independensi error digunakan untuk mengetahui apakah error antar lag bersifat independen, artinya tidak terdapat korelasi *error* antar lag. Uji yang digunakan adalah uji Q-Ljung-Box.

Hipotesis:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \text{ (error bersifat independen)}$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0 \text{ (error tidak bersifat independen)}$$

Taraf Signifikansi: α

Statistik Uji:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K (n - k)^2 \hat{\rho}_k^2 \quad (12)$$

Q berdistribusi $\chi^2_{(\alpha, K-m)}$

Dengan n : banyaknya data, $\hat{\rho}_k$: autokorelasi *error* lag ke- k , $m = p + q$

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika $Q > \chi^2_{(\alpha, K-m)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$

3. Uji Homogenitas Residual

Menurut Engle (1982), uji ini diperlukan untuk mengetahui bahwa tidak terjadi kasus heteroskedastisitas dalam residual model.

Hipotesis

$$H_0: \theta_1 = \theta_2 = \dots = \theta_m = 0 \text{ (tidak ada efek ARCH/GARCH)}$$

$$H_1: \text{minimal ada satu nilai } \theta_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, m \text{ (terdapat efek ARCH/GARCH)}$$

Taraf Signifikansi: α

Statistik Uji

$$LM = TR^2 \quad (13)$$

dengan:

T = banyaknya observasi

R^2 = koefisien determinasi

Kriteria Uji

H_0 ditolak jika nilai $LM > \chi^2_{(\alpha, m)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

4. Uji Normalitas

Uji normalitas bertujuan untuk menguji apakah error dari model mengikuti distribusi normal. Menurut Kabasarang et al. (2012) salah satu cara untuk menguji asumsi normalitas dari suatu data yaitu dengan menggunakan uji Jarque-Bera (JB).

Hipotesis:

$$H_0: \text{error berdistribusi normal}$$

$$H_1: \text{error tidak berdistribusi normal}$$

Taraf Signifikansi: α

Statistik Uji:

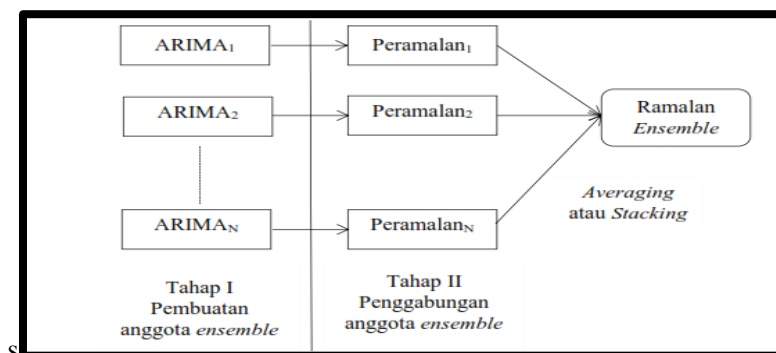
$$JB = \frac{n}{6} \left[S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right] \quad (14)$$

Kriteria Uji

H_0 ditolak jika nilai $JB > \chi^2_{(\alpha, 2)}$ atau $p - value < \alpha$.

Autoregressive Integrated Moving Average Ensemble (ARIMA Ensemble)

ARIMA ensemble merupakan penggabungan hasil ramalan beberapa model ARIMA. Ada dua metode yang dapat digunakan untuk mengkombinasikan output hasil ramalan yang berbeda dari anggota ensemble yaitu ensemble averaging dan ensemble stacking. Skema proses peramalan ARIMA ensemble dapat dilihat pada Gambar 1 (Silfiani dan Suhartono, 2012).



Gambar 1. Skema ARIMA Ensemble.

Ensemble Averaging

Silfiani dan Suhartono (2012) menjelaskan bahwa peramalan ensemble averaging dilakukan dengan menggunakan metode rata-rata yaitu output hasil ramalan dari ensemble diperoleh dengan menghitung rata-rata dari output anggota ensemble. Jika k adalah banyaknya anggota ensemble solusi dari pendekatan ensemble dengan averaging adalah:

$$f(\hat{Z}_t^{(k)}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{Z}_t^{(k)} \tag{15}$$

dengan $k = 1, 2, \dots, N$

Pemilihan Model Terbaik

Menurut Zaier et al. (2010), salah satu ukuran yang digunakan untuk mengukur ketepatan adalah root mean square error (RMSE) dimana model terbaik adalah model yang memiliki nilai RMSE terkecil. Nilai RMSE dapat dihitung sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{m}} \tag{16}$$

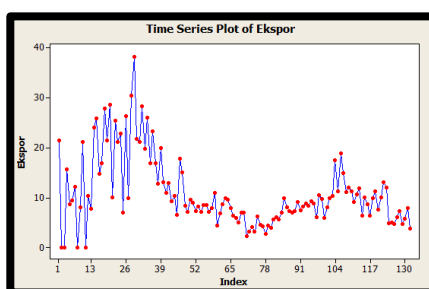
Dengan :

- Z_t = nilai aktual atau data sebenarnya pada periode ke-t
- \hat{Z}_t = nilai prediksi atau besarnya ramalan pada periode ke-t
- m = ukuran sampel

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data runtun waktu sekunder yaitu data Nilai Ekspor (juta \$) bulanan di Provinsi Bengkulu periode Januari 2010 sampai dengan Desember 2021 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Bengkulu melalui website resminya. Berikut adalah langkah-langkah pengolahan data dalam penelitian ini:

1. Membagi data kedalam dua bagian yaitu data in-sample sebanyak 132 data (Januari 2010 sampai dengan Desember 2020) dan data out-sample sebanyak 12 data (Januari 2021 sampai dengan Desember 2021).
2. Data in-sample digunakan untuk membentuk model ARIMA.
3. Data out-sample digunakan untuk menentukan tingkat ketepatan model.
4. Mengetahui hasil peramalan ensemble dari berbagai model ARIMA time series yang dihasilkan dengan langkah-langkah sebagai berikut:
5. Membuat *plot trend analysis* data Nilai Ekspor (juta \$) bulanan di Provinsi Bengkulu.

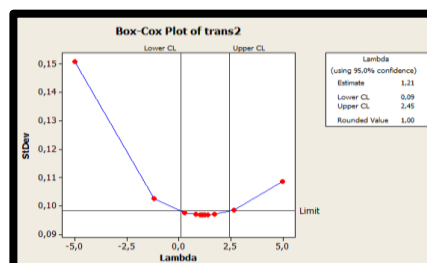
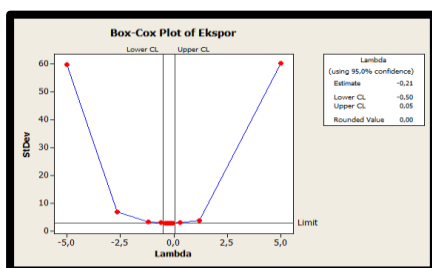


Gambar 2. Plot Tren Analysis

- Gambar tersebut menunjukkan bahwa terjadi perubahan dari pola plot data, dimana pola plot tersebut berubah-ubah sesuai dengan nilai impor tiap bulannya. Perkembangan nilai Ekspor Bengkulu selama delapan tahun terakhir (Januari 2010- Desember 2020) menunjukkan kecenderungan yang terus meningkat hingga mencapai nilai tertinggi pada bulan April 2012 sedangkan nilai ekspor terendah dicapai pada bulan Febuari, Maret dan november tahu 2010.
6. Peramalan Nilai ekspor menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins.
 - 6.1 Memeriksa kestasioneritasan data dalam varian dan mean dengan melakukan transformasi Box-cox dan uji hipotesis Augmented Dickey Fuller (ADF).

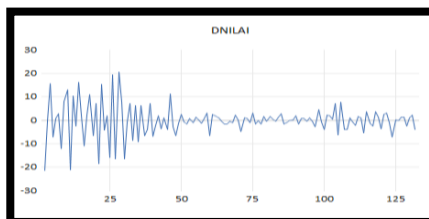
a) Stasioneritas Varian

Pada data awal diperoleh bentuk grafik yang tidak stasioner dalam varian, sehingga dilakukan transformasi data menggunakan aplikasi Minitab 16 dan diperoleh nilai rounded value atau lambda sebesar 0,00. Nilai lambda sebesar 0,00 menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam varian, sehingga diperlukan adanya transformasi. Setelah dilakukan transformasi diperoleh nilai rounded value atau lambda sebesar 1,00. Nilai lambda sebesar 1,00 menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam varian sehingga tidak diperlukan transformasi lagi.



Gambar 3. Stasioneritas Varian Data Awal **Gambar 4. Stasioneritas Varian Data yang Ditransformasi**

b) Stasioneritas Mean



Gambar 5. Stasioneritas Rata-rata

Pada Gambar 3. terlihat bahwa plot data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi yang tidak tetap dan cenderung memiliki trend turun. Sehingga perlu dilakukan proses differencing. Setelah dilakukan proses differencing orde pertama pada Gambar 3. terlihat data nilai ekspor cenderung stabil dan tidak memiliki trend naik maupun turun. Sehingga secara visual dapat dikatakan bahwa pada differensi pertama data sudah stasioner dalam mean. Untuk memperkuat hasil uji secara visual maka dilakukan pengujian secara formal dengan menggunakan ADF test dengan hasil sebagai berikut:

Null Hypothesis: NILAI has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.861914	0.3493
Test critical values:		
1% level	-3.482035	
5% level	-2.884109	
10% level	-2.578884	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Gambar 6. Differencing Orde Pertama

Null Hypothesis: D(DNILAI) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 4 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-14.89339	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.483312	
5% level	-2.884665	
10% level	-2.579180	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Gambar 7. ADF Test

Hipotesis :

$H_0: \delta = 0$ (terdapat akar unit atau data runtun waktu tidak stasioner)

$H_1: \delta < 0$ (tidak terdapat akar unit atau data runtun waktu stasioner)

Taraf Signifikansi: α

Statistik Uji:

$$t = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2)$$

Kriteria Uji:

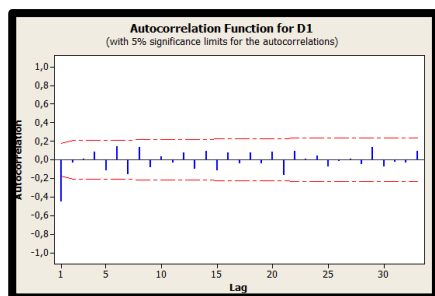
H_0 ditolak jika $ADF < \text{nilai kritis Dickey Fuller}$ atau $p - \text{value} < \alpha$

Berdasarkan tabel diatas dapat disimpulkan bahwa pada differensi pertama data nilai impor sudah stasioner dalam mean.

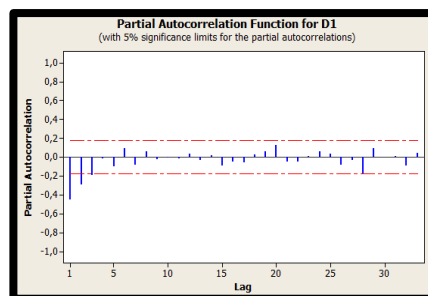
Tabel 2. Hasil Differensi Pertama Data Nilai Impor

	Probabilitas	Keputusan
Nilai ekspor	0,3493	H_0 diterima
D(Nilai Ekspor)	0,0000	H_0 ditolak

6.2 Identifikasi Model ARIMA Box Jenkins



Gambar 8. Plot ACF

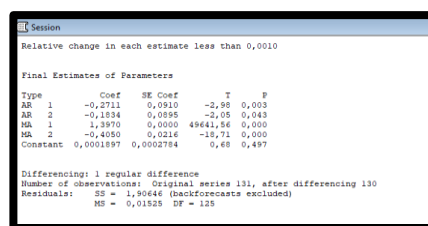
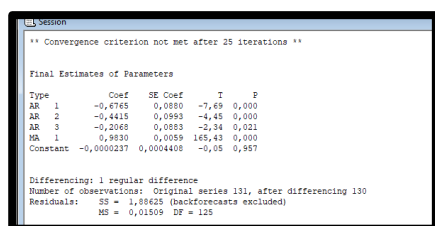


Gambar 9. Plot PACF

Berdasarkan plot ACF terlihat bahwa plot cut-off pada lag 1. Sedangkan pada plot PACF terlihat turun secara eksponensial maka data tersebut merupakan model MA. Model tentatif yang bisa diidentifikasi berdasarkan plot ACF dan PACF menggunakan metode underfitting dan overfitting sampai dengan dua orde adalah ARIMA (3,1,1), ARIMA (2,1,2) dan ARIMA(1,1,3).

6.3 Estimasi Parameter Model

Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter model diperoleh kesimpulan bahwa pada taraf signifikansi 5% dari 3 model awal teridentifikasi hanya 2 model yang signifikan yaitu model ARIMA (3,1,1), ARIMA (2,1,2) karena memiliki parameter yang signifikan terhadap model sehingga dapat dijadikan sebagai model sementara. Hasil uji signifikansi parameter pada ketiga model tersebut adalah:



Gambar 10. Hasil Uji Signifikansi Parameter(1) Gambar 11. Hasil Uji Signifikansi Parameter(2)

Tabel 3. Nilai P-value Uji Signifikansi Parameter Model

Model	Probabilitas
ARIMA (3,1,1)	0,021
ARIMA (2,1,2)	0,0043

6.4 Pemeriksaan Diagnostik

Diagnosa atau verifikasi dimaksudkan untuk memeriksa apakah model yang diestimasi sudah cocok dengan data yang ada. Residual yang diperoleh harus memenuhi asumsi white noise dan mengikuti distribusi normal.

a) Pemeriksaan diagnostik asumsi *white noise* dilakukan dengan uji *Ljung-Box* untuk menguji apakah terdapat korelasi pada residual antar *lag* dari setiap model.

Tabel 4. Hasil Signifikansi Uji *Ljung-Box*

Model	Lag	p-value	Keputusan
ARIMA(3,1,1)	12	0,550	H_0 Terima
	24	0,753	H_0 Terima
	36	0,783	H_0 Terima
	48	0,793	H_0 Terima
ARIMA(2,1,2)	12	0,346	H_0 Terima
	24	0,553	H_0 Terima
	36	0,365	H_0 Terima
	48	0,706	H_0 Terima

Berdasarkan uji independensi residual didapat kesimpulan model ARIMA(3,1,1), ARIMA(2,1,2) mempunyai residual yang saling berkorelasi karena terdapat H_0 yang diterima.

- b) Menguji asumsi homoskedastisitas residual dilakukan menggunakan uji *Lagrange Multiplier (LM test)*.

Tabel 5. Hasil Signifikansi uji *Lagrange Multiplier (LM test)*

Model	<i>P-value</i>	Keputusan
ARIMA(3,1,1)	0,706	H_0 diterima
ARIMA(2,1,2)	0,793	H_0 diterima

Berdasarkan hasil uji homoskedastisitas residual yang terdapat pada Tabel 5 didapat bahwa model ARIMA(3,1,1) dan ARIMA(2,1,2) menerima H_0 yang artinya tidak terdapat efek ARCH/GARCH atau residual model homogen.

- c) Uji normalitas bertujuan untuk menguji apakah error dari model mengikuti distribusi normal. Sedangkan untuk asumsi normalitas residual menggunakan uji Jarque Bera.

Tabel 6. Hasil Signifikansi *Jarque-Bera*

Model	<i>p-value</i>	Keputusan
ARIMA(1,1,3)	0,03759	H_0 diterima
ARIMA(2,1,2)	0,03873	H_0 diterima

Berdasarkan hasil uji normalitas residual dengan uji Jarque Bera yang terdapat pada Tabel 6 didapat bahwa model ARIMA(1,1,3) dan ARIMA(2,1,2) menerima H_0 yang artinya residual berdistribusi normal.

7. Peramalan Nilai Impor Menggunakan Metode ARIMA *Ensemble*

ARIMA *ensemble* merupakan penggabungan hasil ramalan beberapa model ARIMA. Ada dua metode yang dapat digunakan untuk mengkombinasikan *output* hasil ramalan yang berbeda dari anggota *ensemble* yaitu *ensemble averaging* dan *ensemble stacking*. Namun pada penelitian ini hanya menggunakan ramalan *ensemble averaging*.

Selanjutnya dilakukan peramalan untuk setiap model sebanyak 12 periode ke depan dengan menggunakan model yang signifikan yaitu ARIMA(1,1,3) dan ARIMA(2,1,2). Nilai ramalan yang diperoleh dari setiap model kemudian digabungkan dengan menggunakan teknik *ensemble averaging*. Adapun hasil ramalan untuk setiap model adalah sebagai berikut:

Tabel 7. Hasil Ramalan ARIMA

Periode	ARIMA(3,1,1)	ARIMA(2,1,2)
Januari 2021	5,5714	5,6628
Februari 2021	5,4287	5,5778
Maret 2021	5,5715	5,3436
April 2021	5,0127	5,2484
Mei 2021	5,1551	5,1849
Juni 2021	5,0853	5,1141
Juli 2021	5,0313	5,0397
Agustus 2021	4,8971	4,9654
September 2021	4,8488	4,8915
Oktober 2021	4,7764	4,8175
November 2021	4,7036	4,7436
Desember 2021	4,6217	4,6696

7.1 Peramalan Ensemble Averaging

Peramalan Ensemble Averaging dilakukan dengan menggunakan metode rata-rata yaitu output hasil ramalan dari ensemble diperoleh dengan menghitung rata-rata dari output anggota ensemble. Jika k adalah banyaknya anggota ensemble solusi dari pendekatan ensemble dengan averaging adalah:

$$f(\hat{Z}_t^{(N)}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{Z}_t^{(k)} \text{ dengan } k = 1, 2, \dots, N \quad (17)$$

Penggabungan peramalan dengan teknik ensemble averaging dilakukan dengan merata-ratakan hasil ramalan setiap periode dari model ARIMA(3,1,1) dan ARIMA(2,1,2). Hasil dari peramalan menggunakan teknik ARIMA ensemble averaging untuk periode Januari 2021 sampai dengan Desember 2021 adalah sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil Ramalan *Outsampel* ARIMA Averaging

Periode	ARIMA Averaging
Januari 2021	5,6171
Febuari 2021	5,50325
Maret 2021	5,45755
April 2021	5,13055
Mei 2021	5,17
Juni 2021	5,0997
Juli 2021	5,0355
Agustus 2021	4,93125
September 2021	4,87015
Oktober 2021	4,79695
November 2021	4,7236
Desember 2021	5,6171

8. Pemilihan Model Terbaik

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{m}} \quad (16)$$

Dengan :

Z_t = nilai aktual atau data sebenarnya pada periode ke- t

\hat{Z}_t = nilai prediksi atau besarnya ramalan pada periode ke- t

m = ukuran sampel

Berdasarkan nilai aktual data *out-sample* dan hasil perhitungan nilai prediksi diperoleh nilai RMSE untuk masing-masing model sebagai berikut:

Tabel 9. Nilai RMSE Model ARIMA dan ARIMA Ensemble

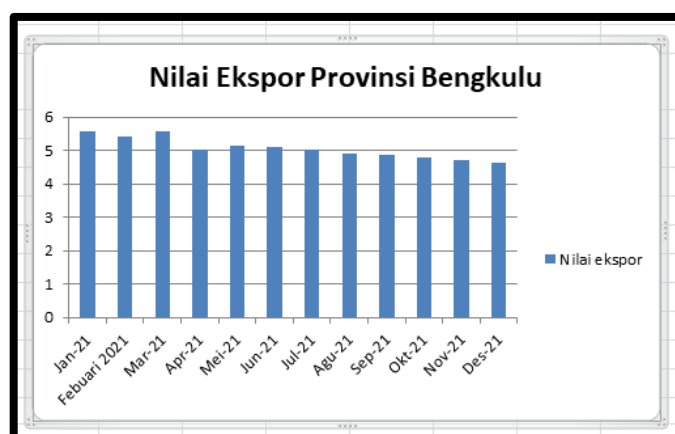
Model	RMSE
ARIMA(3,1,1)	6,242145
ARIMA(2,1,2)	6,418101
ARIMA Averaging	6,330123

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis diperoleh model terbaik yang digunakan untuk memprediksi nilai ekspor provinsi Bengkulu periode Januari 2021 sampai dengan Desember 2021 adalah model ARIMA(3,1,1) karena memiliki nilai RMSE terkecil yaitu sebesar 6,242145 dengan hasil nilai ramalan untuk 12 periode ke depan adalah sebagai berikut:

Tabel 10. Nilai Ramalan Model ARIMA (3,1,1)

Periode	ARIMA(3,1,1)
Januari 2021	5,5714
Febuari 2021	5,4287
Maret 2021	5,5715
April 2021	5,0127
Mei 2021	5,1551
Juni 2021	5,0853
Juli 2021	5,0313
Agustus 2021	4,8971
September 2021	4,8488
Oktober 2021	4,7764
November 2021	4,7036
Desember 2021	4,6217



Gambar 12. Plot data Model ARIMA(3,1,1)

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa semakin kompleks suatu metode yang digunakan belum tentu metode tersebut menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode sederhana (klasik).

REFERENSI

Journal Article

- Leutbecher, M., and Palmer, T. N. 2008. Ensemble Forecasting. *Journal of Computational Physics* 227 (2008) 3515-3539.
- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M-3 Competition: results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting*. 16 () : 451-476.
- Silfiani, M., dan Suhartono. 2012. Aplikasi Metode Ensemble untuk Peramalan Inflasi di Indonesia. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 1 (1) : 171-176.
- Wulansari, R. E., Suryanto, E., Ferawati, K., Andalita, I., dan Suhartono. 2014. Penerapan Time Series Regression with Calender Variation Effect pada Data Netflow Uang kartal Bank Indonesia Sebagai Solusi Kontrol Likuiditas Perbankan di Indonesia. *Jurnal Statistika*, 14 (2) : 59-64.
- Zaier, I., Shu, C., Ouarda, T., and Chebana, F. 2010. Estimation of Ice Thickness on Lakes using Artificial Neural Network Ensembles. *Journal of Hydrology*, 383 (3) : 330-340.

Internet Website

Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Bengkulu. 2022. *Nilai Ekspor Provinsi Bengkulu FOB (Free On Board) Pelabuhan Pulau Baai (Juta US\$)*. <https://bengkulu.bps.go.id/indicator/8/45/1/nilai-ekspor-provinsi-bengkulu-fob-free-on-board-pelabuhan-pulau-baai-.html>. diakses pada 10 Maret 2022 pukul 20.43WIB.

Martina, 2019, *Perbedaan FOB (Free On Board) dan CIF (Cost, Insurance, and Freight)*, <https://ukirama.com/en/blogs/perbedaan-fob-free-on-board-dan-cif-cost-insurance-and-freight>, diakses pada 10 Maret 2022 pukul 20.43WIB.

Sarpintono, 2013, *Strategi Pengembangan Sistem Agribisnis Sapi Perah di Provinsi Bengkulu*, <http://repository.unib.ac.id/1186/2/IV%2CV%2CLAMP%2CII-13-sar.FP.pdf>, diakses pada 10 Maret 2022 pukul 20.12 WIB.

Selfiana, Rezki. 2014. *Membuka Pasar Ekspor*. <http://rezkiselviana.blogspot.com/2014/12/membuka-pasar-ekspor.html>. Diakses pada 24 Maret 2022 pukul 19,12 WIB.

Book

Indonesia. Undang-Undang Nomor 17 Tahun 2006 tentang Perubahan Atas Undang-Undang Nomor 10 Tahun 1995 Tentang Kepabeanan, Tambahan Lembaran RI Nomor 4661. Sekretariat Negara. Jakarta.

Juanda, Bambang dan Junaidi. 2012. *Ekonometrika Deret Waktu Teori dan Aplikasi*. Bogor:IPB Press.

Mankiw, N. Gregory. 2008. *Makroekonomi*. Edisi Keenam. (Terj.) Fitria Liza dan Imam Nurmawan. Jakarta: Erlangga.

Siswaningsih, Dwi. 2015. *Peluang dan Tantangan Indonesia Pasar Bebas ASEAN Masyarakat Ekonomi ASEAN (MEA)*. Jakarta: Kementerian Perdagangan Republik Indonesia.

Soejoeti, Z. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Jakarta: Karunika Jakarta.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis:Univariate and Multivariate Methods*. New York: Pearson.

Book Section

Breiman, L. 1996. Stacked regression. *Machine Learning*, Vol. 24, Page: 49-64.