

Penerapan Transformasi *Box Cox* untuk Mengatasi Masalah Ketidakstasioneran dan Pola Periodik dalam Data Deret Waktu pada Ekspor Bidang Pertanian di Indonesia

Chandra Maulana*, Nusar Hajarisman

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*chandramaulana2809@gmail.com, nusarhajarisman@unisba.ac.id

Abstract. Forecasting is useful for predicting future events covering the short, medium and long term with data that is usually used is time series data which is a collection of data compiled at a certain time continuously. Forecasting techniques for time series data analysis are divided into two models, namely forecasting models based on statistical mathematical models (ARIMA, exponential smoothing, moving average, and regression) and forecasting models based on artificial intelligence (neural networks, classification, and genetic algorithms). To improve forecast accuracy, the Box Cox Transformation is used when the time series data contains the problems of data non-stationarity and cyclical problems in the data, so there must be a process of checking for these two problems which can be checked using ADF statistics and ACF calculations. If non-stationary data occurs and there is a periodic or cyclical pattern, it is overcome by doing this Box Cox transformation. This study uses secondary data, namely agricultural exports in Indonesia in 2017-2022 from the website satudata.kemenag.go.id. The best model is SARIMA (1,0,1)(1,0,0)₁₂ is the result of Box Cox transformation with the smallest MAPE and MAE values. The results of this study Box-Cox transformation can be used on data that was previously non-stationary can become stationary, but it cannot change the previously periodic data pattern into a stationary data pattern on the data used.

Keywords: *Arima, Box Cox Transformation, Forecasting.*

Abstrak. Peramalan berguna untuk memprediksi kejadian yang akan datang yang meliputi jangka pendek, menengah dan panjang dengan data yang biasanya digunakan adalah data deret waktu yang merupakan kumpulan data yang disusun pada waktu tertentu secara terus menerus. Teknik peramalan analisis data deret waktu terbagi menjadi dua model yaitu model peramalan berdasarkan model matematika statistik (ARIMA, exponential smoothing, moving average, dan regresi) dan model peramalan berdasarkan kecerdasan buatan (neural network, klasifikasi, dan algoritma genetika). Untuk meningkatkan akurasi perkiraan, Transformasi Box Cox digunakan ketika data deret waktunya mengandung masalah adanya ketidakstasioneran data dan masalah siklus dalam data, sehingga harus ada proses pemeriksaan dari kedua masalah tadi yg dapat diperiksa menggunakan statistik ADF dan perhitungan ACF. Jika terjadi data yg tidak stasioner dan terdapat pola periodik atau siklus maka diatasi dengan melakukan transformasi Box Cox ini. Penelitian ini menggunakan data sekunder yaitu ekspor bidang pertanian di Indonesia tahun 2017-2022 dari website satudata.kemenag.go.id. Didapat model terbaik yaitu SARIMA (1,0,1)(1,0,0)₁₂ merupakan hasil dari transformasi Box Cox dengan nilai MAPE dan MAE terkecil. Hasil dari penelitian ini transformasi Box-Cox dapat digunakan pada data yang sebelumnya tidak stasioner dapat menjadi stasioner, namun tidak dapat mengubah pola data yang sebelumnya periodik menjadi pola data yang stasioner pada data yang dipakai pada penelitian ini. Hasil peramalan nilai ekspor pertanian indonesia pada tahun 2023 bergerak stabil.

Kata Kunci : *Arima, Peramalan, Transformasi Box Cox.*

A. Pendahuluan

Analisis data deret waktu adalah metode statistik berdasarkan nilai data masa lalu untuk memprediksi nilai masa depan dengan kesalahan yang tidak dapat diprediksi merupakan bidang penelitian yang penting (Bhardwaj *et al.*, 2020). Selama beberapa tahun kebelakang ini analisis data deret waktu digunakan di banyak bidang mulai dari memprediksi perilaku pasar keuangan hingga prediksi beban energi yang akurat (Passalis *et al.*, 2020). Analisis data deret waktu merupakan salah satu metode peramalan yang paling dikembangkan saat ini. Teknik peramalan analisis data deret waktu terbagi menjadi dua model yaitu model peramalan berdasarkan model matematika statistik (ARIMA, exponential smoothing, moving average, dan regresi) dan model peramalan berdasarkan kecerdasan buatan (neural network, klasifikasi, dan algoritma genetika).

Beberapa metode transformasi telah digunakan untuk memenuhi kumpulan data dengan kriteria dasar Gaussian (Howarth dan Earle, 1979). Transformasi log, transformasi akar kuadrat, transformasi timbal balik, transformasi invers, transformasi arcsine, dan transformasi Box-Cox (BCT) adalah contoh metode Power Transformation (Os ditanggung, 2010).

Transformasi Box-Cox merupakan transformasi pangkat pada variabel respons yang dikembangkan oleh Box dan Cox, yang bertujuan untuk menormalkan data, melinearkan model regresi dan menghomogenkan varians Draper&Smith (1992). Transformasi ini sering digunakan dalam analisis regresi. Transformasi Box Cox digunakan ketika data deret waktunya mengandung masalah adanya ketidakstasioneran data dan masalah siklus dalam data, sehingga harus ada proses pemeriksaan dari kedua masalah tadi yg dapat diperiksa menggunakan statistik ADF dan perhitungan ACF. Jika terjadi data yg tidak stasioner dan terdapat pola periodik atau siklus maka diatasi dengan melakukan transformasi Box Cox ini (Risnandar & Achmad, 2023).

Nilai ekspor Indonesia Desember 2022 mencapai US\$23,83 miliar atau turun 1,10 persen dibanding ekspor November 2022. Ekspor nonmigas Desember 2022 mencapai US\$22,35 miliar, turun 2,73 persen dibanding November 2022, sementara naik 4,99 persen jika dibanding ekspor nonmigas Desember 2021. Menurut sektor, ekspor nonmigas hasil industri pengolahan Januari–Desember 2022 naik 16,45 persen dibanding periode yang sama tahun 2021, demikian juga ekspor hasil pertanian, kehutanan, dan perikanan naik 10,52 persen, serta ekspor hasil tambang dan lainnya naik 71,22 persen. Komoditas ekspor nonmigas yang cenderung tidak mengalami banyak perubahan selama 2017-2021 adalah pertanian. Sepanjang periode tersebut ekspor komoditas pertanian hanya berkisar antara US\$3,4 miliar hingga US\$4,2 miliar atau secara rata-rata setara dengan 2,28 persen dari total ekspor nonmigas. Perkembangan ekspor sektor pertanian (agriculture) pada tahun 2022 mengalami penurunan dari 4 bulan sebelumnya.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka perumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut: “Bagaimana penerapan metode transformasi Box-Cox pada data yang tidak stasioner dan memiliki pola periodik?”; “Bagaimana peramalan ekspor sektor pertanian di Indonesia dalam 12 bulan kedepan?”. Selanjutnya, tujuan dalam penelitian ini diuraikan dalam pokok-pokok sbb.

1. Untuk mengetahui penerapan metode transformasi Box-Cox pada data yang tidak stasioner dan memiliki pola periodic.
2. Untuk mengetahui peramalan ekspor sektor pertanian di Indonesia dalam 12 bulan kedepan.

B. Metodologi Penelitian

Data yang dipakai pada penelitian ini yaitu data kuantitatif yang bersifat sekunder karena diperoleh melalui arsip Badan Pusat Statistik tahun 2022 pada website satudata.kemenag.go.id.

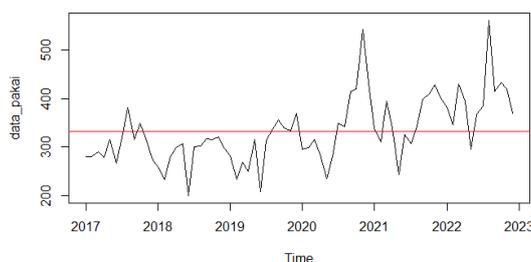
Teknik pengumpulan data yang digunakan adalah dokumentasi, dimana dokumentasi merupakan suatu cara untuk mendapatkan informasi dan data dalam tuk gambar, angka, arsip, buku, dan dokumen yang dapat menunjang penelitian.

Tabel 1. Data Ekspor Bidang Pertanian Indonesia Tahun 2018-2022, Juta US\$

Bulan	Tahun					
	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Desember	275.74	296.65	369.84	433.11	402.23	370.32
November	316.65	320.14	335.04	542.36	428.43	420.32
Oktober	349.46	316.27	339.45	420.56	410.08	433.75
September	315.89	316.88	356.24	414.82	398.15	414.65
Agustus	381.19	301.79	337.86	342.28	343.41	561.42
Juli	320.16	300.32	314.03	349.61	306.56	385.01
Mei	267.44	307.98	316.27	235.6	243.52	295.48
April	314.93	298.54	250.79	283.85	339.27	395.51
Februari	277.96	233.5	233.22	299.11	310.05	345.22
Januari	290.88	258.11	281.69	295.69	338.82	380.99

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Deskripsi Data



Gambar 1. Plot Data Tingkat Ekspor Pertanian Indonesia 2017-2023

Pada gambar 1, pola data masih sangat bersifat fluktuatif. Ini menimbulkan dugaan awal bahwa data Ekspor Pertanian Indonesia pada 12 bulan tersebut belum stasioner. Namun untuk memvalidasi kebenaran apakah data ekspor pertanian Indonesia stasioner atau tidak perlu dilakukan pengujian formal yang biasa digunakan untuk menguji data deret waktu.

Pengujian Stasioneritas

Adapun rumusan hipotesis untuk pengujian Augmented Dickey-Fuller (ADF) adalah sebagai berikut: $H_0 : \gamma = 1$; Ada masalah unit root dalam model autoregressive (data tidak stasioner); $H_1 : \gamma < 1$; Tidak ada masalah unit root dalam model autoregressive (data stasioner).

Berdasarkan data Ekspor Pertanian Indonesia, hasil pengujian stasioneritas menggunakan uji akar unit dengan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dengan menggunakan bantuan Rstudio diperoleh hasil seperti pada Tabel 4.1 di bawah ini.

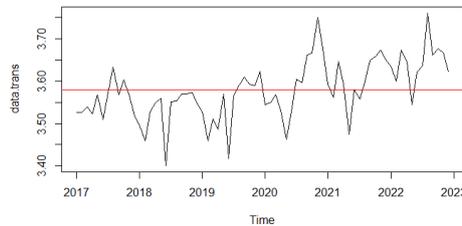
Tabel 2. Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) Data Ekspor Pertanian Indonesia

t-Statistics	Probability
-2.4918	0.3751

Berdasarkan hasil Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), dapat diketahui bahwa nilai probabilitas ADF sebesar 0.3751, dimana nilai tersebut lebih besar dari taraf signifikansi yang digunakan yaitu sebesar 5%. Karena nilai probabilitas lebih besar dari taraf signifikansi 5% maka H_0 diterima, yang artinya bahwa ada masalah *unit root* dalam model autoregressive atau dapat dikatakan data tidak stasioner.

Transformasi Box-Cox

Berdasarkan hasil pengujian Augmented Dickey-Fuller (ADF) diketahui bahwa data ekspor pertanian Indonesia dari tahun 2017–2023 tidak stasioner, maka perlu dilakukan transformasi Box-Cox agar data tersebut stasioner dengan menggunakan nilai $\lambda = -0.1818182$. Selanjutnya dapat dilihat grafik (plot) deret waktu dari data yang sudah di transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Gambar 2 di bawah ini.



Gambar 2. Plot Time Series Data ekspor pertanian Indonesia 2017-2023 hasil transformasi Box-Cox.

Hasil data transformasi Box-Cox yang menunjukkan pola data yang masih berpola periodik atau musiman. Namun pola tersebut menunjukkan pola yang lebih baik dibandingkan plot deret waktu sebelumnya. Ini menimbulkan dugaan awal bahwa data ekspor pertanian Indonesia 2017-2023 tersebut bisa jadi sudah lebih stasioner. Untuk memvalidasi dugaan awal tersebut dapat dilakukan pengujian kestasioneran data dengan menggunakan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF).

Hasil pengujian stasioneritas menggunakan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF) diperoleh hasil seperti pada Tabel 4 di bawah ini.

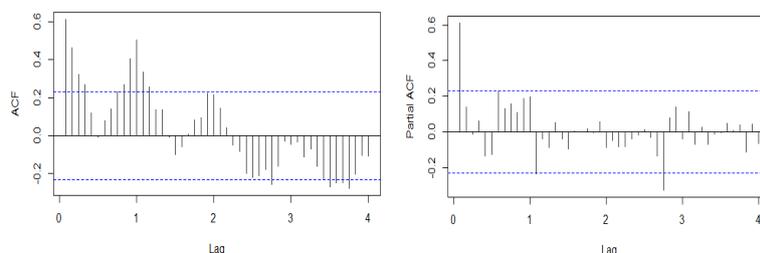
Tabel 3. Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) Data ekspor pertanian Indonesia 2017-2023

t-Statistik	Probability
-4.2435	0.01

Nilai probabilitas ADF sebesar 0.01, dimana nilai tersebut lebih kecil dari taraf signifikansi yang digunakan yaitu sebesar 5%. Karena nilai probabilitas lebih kecil dari taraf signifikansi 5% maka H_0 ditolak, yang artinya bahwa tidak ada masalah unit root dalam model autoregressive atau dapat dikatakan data sudah stasioner. Setelah diketahui bahwa data sudah stasioner maka selanjutnya diperlukan pengidentifikasian model sementara.

Identifikasi Model SARIMA Data Awal

Plot ACF Data Awal dan Plot PACF Data Awal



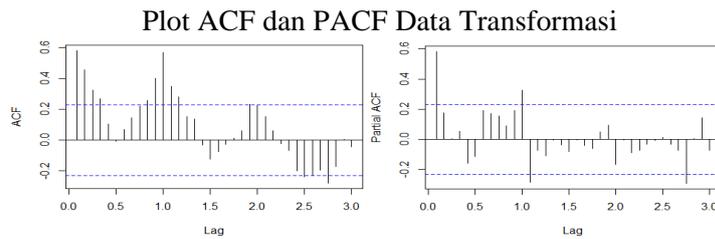
Gambar 3. Plot ACF dan PACF Data Ekspor bidang Pertanian Indonesia 2017-2023

Untuk mendapatkan dugaan model yang sesuai dilakukan identifikasi awal model SARIMA dengan plot time series ACF dan PACF. Dari Gambar di atas dapat dilihat nilai ACF

dan PACF hingga lag ke-48 dari data ekspor pertanian Indonesia. Lalu, 12 spike yang keluar dari batas garis barlett, operator untuk ACF disebut dengan q, sedangkan pada PACF 3 spike yang melebihi batas dari garis barlett, operator untuk PACF yaitu p.

Karena tidak dilakukan differencing dan pola musiman maka dari plot ACF dapat dilihat pada lag ke- 12 keluar dari batas garis barlett, operator untuk ACF disebut dengan Q, sedangkan dari plot PACF tidak terdapat spike yang melebihi batas dari garis barlett, operator untuk PACF yaitu P. sehingga dari plot ACF dan PACF model AR(3) dan MA(12) dan SAR(0) SMA(1), lalu untuk model SARIMA yang teridentifikasi sebagai dugaan model awal yaitu SARIMA (3,0,12) (0,0,1)₁₂.

Indentifikasi Model SARIMA Data Transformasi Box Cox



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Data Ekspor bidang Pertanian Indonesia 2017-2023 setelah di transformasi Box-Cox

Dari Gambar di atas dapat dilihat nilai ACF dan PACF hingga lag ke-36 dari data ekspor pertanian Indonesia. Dari Gambar 4.5 dapat dilihat terdapat 10 spike yang keluar dari batas garis barlett, operator untuk ACF disebut dengan q, sedangkan dari PACF dapat dilihat bahwa terdapat 4 spike yang melebihi batas dari garis barlett, operator untuk PACF yaitu p.

Karena tidak dilakukan differencing dan pola musiman maka dari plot ACF dapat dilihat pada lag ke- 12 keluar dari batas garis barlett, operator untuk ACF disebut dengan Q, sedangkan dari plot PACF dapat dilihat pada lag ke- 12 keluar dari batas garis barlett, operator untuk PACF yaitu P. sehingga dari gambar (plot) ACF dan PACF di atas model AR(4) dan MA(10) dan SAR(1) SMA(1), lalu untuk model SARIMA yang teridentifikasi sebagai dugaan model awal yaitu SARIMA (4,0,10) (1,0,1)₁₂.

Estimasi Parameter Model SARIMA Data Awal

Pada estimasi parameter akan dilakukan trial and error untuk model SARIMA dari lag yang sudah didapatkan. Dengan menggunakan parameter signifikan yang dihasilkan pada tahap identifikasi model. Dikatakan signifikan apabila hasil dari nilai p-value kurang atau lebih kecil dari taraf signifikansi 5% dan dapat dilihat juga dari nilai MAPE dan MAE yang nilainya paling kecil diantara model yang lainnya.

Tabel 4. Pengujian Parameter Model SARIMA

No	Model SARIMA	Estimasi Parameter	p-value	Keputusan	MAPE	MAE
1	(0,0,1)(0,0,1) ₁₂	MA(1)= 0.389347	6.09E-06	Signifikan	10.9795	35.9229
		SMA(1) = 0.535676	9.21E-06	Signifikan		
2	(0,0,2)(0,0,1) ₁₂	MA(1) = 0.49342	3.60E-05	Signifikan	10.9552	35.7729
		MA(2) = 0.30607	0.0033	Signifikan		
3	(1,0,0)(0,0,1) ₁₂	SMA(1) = 0.50380	3.50E-05	Signifikan	10.9622	35.8322
		AR(1)=0.554402	1.29E-08	Signifikan		
		SMA(1) = 0.492323	4.86E-05	Signifikan		

Model SARIMA (0,0,1)(0,0,1)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter MA(1) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (0,0,1) (0,0,1)₁₂ memungkinkan layak untuk

digunakan. Untuk model SARIMA (0,0,2)(0,0,1)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter MA(1) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (0,0,2)(0,0,1)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan. Untuk model SARIMA (1,0,0)(0,0,1)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter AR(1) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (1,0,0)(0,0,1)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan.

Estimasi Parameter Model SARIMA Data Transformasi Box Cox

Setelah mendapatkan dugaan awal model SARIMA dari identifikasi model, langkah selanjutnya adalah estimasi parameter dari kandidat model SARIMA. Dengan menggunakan parameter signifikan yang dihasilkan pada tahap identifikasi model. Dikatakan signifikan apabila hasil dari nilai p-value kurang atau lebih kecil dari taraf signifikansi 5% dan dapat dilihat juga dari nilai MAPE dan MAE yang nilainya paling kecil diantara model yang lainnya.

Tabel 5. Estimasi Parameter Model SARIMA

No	Model SARIMA	Estimasi Parameter	P-Value	Keterangan	MAPE	MAE
1	(1,0,0)(0,0,1) ₁₂	AR(1)= 0.524180	1.58E-07	Signifikan	1.0205	0.0364
		SMA(1) = 0.598132	9.36E-07	Signifikan		
2	(0,0,1)(0,0,1) ₁₂	MA(1)= 0.354372	4.10E-05	Signifikan	1.0332	0.0369
		SMA(1) = 0.640574	6.71E-07	Signifikan		
3	(0,0,2)(0,0,1) ₁₂	MA(1) = 0.447761	1.73E-04	Signifikan	1.0031	0.0358
		MA(2) = 0.289819	0.003452	Signifikan		
		SMA(1) = 0.623408	6.45E-07	Signifikan		
4	(1,0,1)(0,0,1) ₁₂	AR(1)= 0.783569	1.30E-10	signifikan	0.9017	0.035
		MA(1)= -0.374014	0.04362	signifikan		
		SMA(1)= 0.609638	1.15E-06	signifikan		
5	(1,0,0)(1,0,0) ₁₂	AR(1)= 0.483055	3.69E-06	signifikan	0.9581	0.0342
		SAR(1) = 0.575636	2.37E-09	signifikan		
6	(2,0,0)(1,0,0) ₁₂	AR(1) = 0.358723	1.76E-03	signifikan	0.9242	0.033
		AR(2) = 0.243629	0.0304	signifikan		
		SAR(1) = 0.588449	2.91E-10	signifikan		
7	(0,0,1)(1,0,0) ₁₂	MA(1)= 0.316564	3.85E-04	signifikan	0.9862	0.0352
		SAR(1) = 0.616396	1.55E-11	signifikan		
8	(0,0,2)(1,0,0) ₁₂	MA(1) = 0.596246	1.73E-04	signifikan	0.945	0.0338
		MA(2) = 0.289819	0.003452	signifikan		
		SMA(1) = 0.623408	6.45E-07	signifikan		
9	(1,0,1)(1,0,0) ₁₂	AR(1)= 0.819868	1.52E-13	signifikan	0.9209	0.0328
		MA(1)= -0.475225	0.009248	signifikan		
		SAR(1)= 0.595048	1.41E-10	signifikan		

Parameter AR(1) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (1,0,0)(0,0,1)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan. Untuk model SARIMA (0,0,1)(0,0,1)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter MA(1) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (0,0,1)(0,0,1)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan. Untuk model SARIMA (0,0,2)(0,0,1)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter MA(1) dan MA(2) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (0,0,2)(0,0,1)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan. Untuk model SARIMA (1,0,1)(0,0,1)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter AR(1) dan MA(1) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (1,0,1)(0,0,1)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan. Untuk model SARIMA (1,0,0)(1,0,0)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter AR(1) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (1,0,0)(1,0,0)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan. Untuk model SARIMA (2,0,0)(1,0,0)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter AR(1) dan AR(2) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (2,0,0)(1,0,0)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan. Untuk model SARIMA (0,0,1)(1,0,0)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter MA(1) signifikan terhadap model

sehingga model SARIMA (0,0,1)(1,0,0)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan. Untuk model SARIMA (0,0,2)(1,0,0)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter MA(1) dan MA(2) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (0,0,2)(0,0,1)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan. Untuk model SARIMA (1,0,1)(1,0,0)₁₂ diperoleh hasil bahwa parameter AR(1) dan MA(1) signifikan terhadap model sehingga model SARIMA (1,0,1)(1,0,0)₁₂ memungkinkan layak untuk digunakan.

Perbandingan Model SARIMA sebelum dan sesudah di transformasi Box-Cox

Pemilihan model terbaik dengan memerhatikan signifikansi parameter estimasi, serta kriteria MAPE dan MAE terkecil. Diperoleh model SARIMA terbaik dari data awal yaitu SARIMA (0,0,2)(0,0,1)₁₂ dan data yang telah di transformasi yaitu SARIMA (1,0,1)(1,0,0)₁₂.

Tabel 6. Nilai MAPE dan MAE sebelum dan sesudah di transformasi Box-Cox

	Sebelum di Transformasikan	Sesudah di Transformasikan
MAPE	10.95525	0.920926
MAE	35.77297	0.03289966

Nilai MAPE dan MAE dari model SARIMA terbaik sebelum dan sesudah di transformasi Box-Cox menunjukkan bahwa nilai MAPE dan MAE yang sudah ditransformasi Box-Cox lebih baik dari pada sebelum ditransformasi Box-Cox.

Pemilihan Model SARIMA Terbaik

Model terbaik dengan kriteria MAPE dan MAE yang memiliki nilai terkecil yaitu terletak pada model SARIMA (1,0,1)(1,0,0)₁₂. Model tersebut dapat dibentuk seperti Persamaan di bawah ini: $0.595048. 0.819868 (1 - B)^d(1 - B^{12})^D Z_t = -0.475225\theta_q(B^{12})$.

Uji Autokorelasi Sisaan

Uji *Ljung-Box* digunakan untuk menguji independensi *residual* antar lag pada model SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)$. Adapun hipotesisnya yaitu: $H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$, tidak terdapat autokorelasi residual; $H_1 : \text{minimal terdapat satu } \rho_k \neq 0$, terdapat autokorelasi residual. Dengan Statistik Uji: $LB = n(n + 2) \sum_{k=1}^k \frac{r_k^2}{n-k}$ dan kriteria uji: Terima H_0 Jika $LB < X_{(a;K-p-q)}^2$ atau $p\text{-value} > \alpha$.

Dengan menggunakan software R, didapatkan hasil terlihat dengan menggunakan 11 lag didapatkan hasil nilai LB sebesar 6.4502 dan probabilitas sebesar 0.8417. Dengan $\alpha = 0,05$ artinya $p\text{-value} > \alpha$. Sehingga H_0 diterima, artinya tidak terdapat autokorelasi residual dan residualnya bersifat acak.

Uji Normalitas

Uji normalitas residual digunakan untuk melihat apakah suatu residual α_t memiliki distribusi normal atau tidak. Statistik uji yang digunakan adalah uji Kolmogorov-Smirnov dengan rumus sebagai berikut: $D = KS = \max |F_0(X) - S_n(X)|$. Rumusan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut: $H_0 : \text{residual } \alpha_t \text{ berdistribusi normal}$; $H_1 : \text{residual } \alpha_t \text{ tidak berdistribusi normal}$, dan kriteria keputusan tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha$ atau $D_{hitung} > D_{\alpha,n}$ yang berarti residual tidak berdistribusi normal. Dengan menggunakan software R, didapatkan hasil probabilitas sebesar 0.8306. Dengan $\alpha = 0,05$ artinya $p\text{-value} > \alpha$. Sehingga H_0 diterima, maka data sudah berdistribusi normal.

Peramalan

Setelah didapat model SARIMA terbaik selanjutnya dicari nilai peramalan dari model yang telah diperoleh. Sehingga didapat hasil peramalan untuk 12 bulan kedepan sebagai berikut :

Tabel 7. Hasil Peramalan Data Ekspor Indonesia 12 bulan kedepan

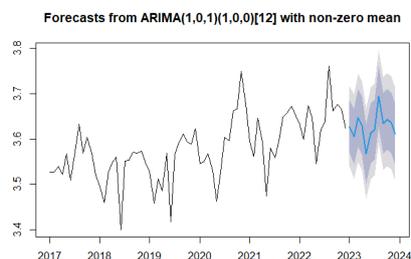
Periode	Harga Ekspor	Periode	Harga Ekspor	Periode	Harga Ekspor
23-Jan	3.62736	23-Jun	3.61195	23-Nov	3.63595
23-Feb	3.60496	23-Jul	3.62054	23-Dec	3.61022
23-Mar	3.64698	23-Aug	3.69333		
23-Apr	3.62913	23-Sep	3.63411		
23-May	3.56778	23-Oct	3.64256		

Pada data hasil peramalan tersebut harus diubah ke bentuk awalnya. karena transformasi yang digunakan adalah transformasi Box-Cox, maka untuk mengembalikan nilainya data hasil peramalan tersebut harus dieksponekan, sehingga didapatkan hasil nilai peramalan data asli sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil Peramalan Data Ekspor Indonesia 12 bulan kedepan nilai asli

Periode	Harga Ekspor Juta US\$	Periode	Harga Ekspor Juta US\$	Periode	Harga Ekspor Juta US\$
23-Jan	376.13	23-Jun	370.38	23-Nov	379.38
23-Feb	367.8	23-Jul	373.58	23-Dec	369.74
23-Mar	383.59	23-Aug	401.78		
23-Apr	376.8	23-Sep	378.68		
23-May	354.38	23-Oct	381.89		

Nilai ekspor pertanian Indonesia aktual dan hasil peramalan terlihat jelas bahwa nilai ekspor pertanian Indonesia bergerak stabil. selanjutnya untuk melihat pergerakan peramalan dapat dilihat pada Gambar di bawah ini:

**Gambar 5.** Plot data aktual dan peramalan

D. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Didapat model terbaik yaitu SARIMA (1,0,1)(1,0,0)12 merupakan hasil dari transformasi Box Cox dengan nilai MAPE dan MAE terkecil.
2. Penerapan metode transformasi Box-Cox terbukti dapat digunakan pada data yang sebelumnya tidak stasioner dapat menjadi stasioner. Namun pada data yang dipakai pada penelitian ini tidak dapat mengubah pola data yang sebelumnya periodik menjadi pola data yang stasioner.
3. Dari hasil peramalan dapat diketahui bahwa nilai ekspor pertanian Indonesia pada tahun 2023 bergerak stabil dari tahun sebelumnya dan nilai ekspor tertinggi terdapat pada bulan Agustus 2023 sementara yang terendah pada bulan Mei 2023

Acknowledge

Selama proses penyusunan proposal skripsi ini penulis mendapatkan banyak dukungan serta bimbingan dari berbagai pihak. Penulis menyadari tanpa bantuan dan dukungan akan terasa sulit untuk menyelesaikan proposal skripsi ini, oleh karena itu penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Allah SWT atas rahmat dan hidayah-Nya, peneliti dapat menyelesaikan tugas akhir statistika unisba dengan lancar.
2. Orang tua dan keluarga yang selalu senantiasa mendo'akan dan memberikan dukungan baik moral maupun materi kepada penulis.
3. Bapak Abdul Kudus, S.Si., M.Si., Ph.D, selaku Dekan FMIPA UNISBA.
4. Bapak Dr. Aceng Komarudin Mutaqin, S.Si., MT., M.Si., selaku Ketua Prodi Statistika FMIPA UNISBA.
5. Dr. Nusar Hajarisman, S.Si, M.Sc., selaku dosen pembimbing dan juga dosen wali yang telah memberikan ilmu, bimbingan, dan pengetahuan kepada penulis demi terselesaikannya skripsi ini dengan baik.
6. Teman-teman Program Studi Statistika Unisba khususnya Angkatan 2019 yang telah memberikan dorongan, kritikan dan bantuan kepada penulis.
7. Semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan laporan ini

Daftar Pustaka

- [1] Aktivani, S., 2021. UJI STASIONERITAS DATA INFLASI KOTA PADANG. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, pp. 26-33.
- [2] Aytac, E., 2021. FORECASTING TURKEY'S HAZELNUT EXPORT QUANTITIES WITH FACEBOOK'S PROPHET ALGORITHM AND BOX COX TRANSFORMATION. *Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*, pp. 33-47.
- [3] Bimo Setyawan, N. I. R. S. I., 2020. ANALISIS PERAMALAN MENGGUNAKAN ARIMA PADA INDEKS HARGA PERDANGAN BESAR INDONESIA KELOMPOK KOMODITI PERTANIAN TAHUN 2000-2019. *MEDIA MAHARDHIKA*, pp. 198-205.
- [4] Dona Ayu Rezaldia, S., 2021. Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. *Telekomunikasi Indonesia*. pp. 611-620.
- [5] HAJARISMAN, N., n.d. Beberapa Bentuk Transformasi Dalam Analisis Regresi. *BANDUNG: s.n.*
- [6] Ida Nabillah, I. R., 2020. Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil. *Journal of Information System*, Volume 5, pp. 250-255.
- [7] Luhur Arif Santoso, B. I. P. R. B. J. I. A. S. W., 22. Forecasting Thinner Number 7 Sales Using ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Method. 2 6.
- [8] Marsam, R. M. M. M. S., 2020. Tinjauan Ekonomi Islam Terhadap Ekspor-Impor Sebagai Pendapatan Negara Indonesia.
- [9] Putro, E. A. N. & Rimawati, E., 2021. Prediksi Penjualan Kertas Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing. 1 4, pp. 60-68.
- [10] Rivaldi, A., 2020. FORECASTING HARGA RATA-RATA PENJUALAN DALAM NEGERI KAYU BAMBURU DI PROVINSI JAWA TENGAH DENGAN METODE ARIMA BOX-JENKINS. *UNNES*.
- [11] Rofiq, M. A., 2019. FORECASTING PERSEDIAAN BAHAN BAKU KERTAS MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) di YUDHARTA ADVERTISING. 2 12, pp. 117-127.
- [12] Safhira Nanda Rahmadhani, ,, 2022. Analisis Forecasting Penjualan Gula Merah di Jatilawang Menggunakan Metode Weighted Moving Average. *Jurnal SISFOKOM*, Volume 11, pp. 381-386.
- [13] Sujjaviyasadu, T., 2013. Agricultural Product Forecasting Using Machine Learning Approach. *Int. Journal of Math*, pp. 1869 - 1875.
- [14] Sherlyna Maryanto Putri, E. A., 2022. forecasting rice production in Sleman Regency using the arima model. 3 11, pp. 188-198.
- [15] Tsamara Pasokawati, M. Y. D., 2018. FORECASTING ANALYSIS USING WINTER AND ARIMA SMOOTHING IN INDONESIA'S GREAT PRICES PRICE INDEX AGRICULTURAL COMMODITY GROUP 2016-2017. *Prosiding Seminar Nasional*

- Mahasiswa Unimus, pp. 549-461.
- [16] Wilujeng, F. R., 2018. METODE TRANSFORMASI BOX COX PADA MODEL REGRESI BERGANDA UNTUK MENGETAHUI FAKTOR YANG BERPENGARUH PADA PRODUKTIVITAS PENANGKAPAN IKAN LAUT. 14, pp. 66-175.
- [17] Risnandar, A., & Achmad, A. I. (2023). Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive untuk Meramalkan Indeks Harga Konsumen. *Jurnal Riset Statistika*, 43–50. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i1.1792>