

PERBANDINGAN PERAMALAN EKSPOR MINYAK SAWIT DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE *DOUBLE EKSPONENSIAL SMOOTHING*, ARIMA DETEKSI *OUTLIER*, DAN *MULTILAYER PERCEPTRON (MLP)*

Diva A.S.N Maghfiroh¹, Eka Eliyana Santi², Hani Khaulasari³

¹UIN Sunan Ampel Surabaya, divsafitri@gmail.com

²UIN Sunan Ampel Surabaya, ekaeliyana272@gmail.com

³UIN Sunan Ampel Surabaya, hani.khaulasari@uinsby.ac.id

Abstrak. Industri kelapa sawit memegang peranan yang strategis yaitu penghasil devisa terbesar di Indonesia. Dalam proses produksi maupun pengolahan industri, perkebunan kelapa sawit juga mampu menciptakan kesempatan dan lapangan pekerjaan khususnya bagi masyarakat pedesaan sekaligus meningkatkan kesejahteraan masyarakat. Oleh karena itu diperlukan penelitian peramalan yang ditujukan sebagai salah satu pertimbangan dalam langkah produksi dan ekspor minyak sawit selanjutnya. Metode yang dipilih adalah time series yaitu metode *Double Exponential Smoothing (DES)*, ARIMA deteksi *Outlier*, dan *Multilayer Perceptron (MLP)*. Setelah melakukan uji coba pada ketiga metode tersebut, disimpulkan bahwa metode MLP memiliki akurasi peramalan lebih baik dari pada *Double Exponential Smoothing* dan ARIMA Deteksi *Outlier* yang memiliki galat sebesar 0,1166. Hasil Peramalan MLP tahun 2022 nilai peramalan Ekspor Minyak Sawit pada bulan Mei sebesar 2,301633.

Kata kunci: ARIMA, Deteksi *Outlier*, *Double Exponential smoothing*, Ekspor Minyak Sawit, Peramalan, Time series

Abstrak. The palm oil industry plays a strategic role as the largest foreign exchange earner in Indonesia. In the production process as well as industrial processing, oil palm plantations are also able to create opportunities and employment opportunities, especially for rural communities while increasing the welfare of the community. Therefore, forecasting research is needed which is intended as one of the considerations in the next steps of production and export of palm oil. The method chosen is the time series method, namely the *Double Exponential Smoothing (DES)*, ARIMA *Outlier detection*, and *Multilayer Perceptron (MLP)* method. After testing the three methods, it was concluded that the MLP method had better forecasting accuracy than *Double Exponential Smoothing* and ARIMA *Outlier Detection* which had an error of 0.1166. MLP Forecasting Results in 2022 the forecast value of Palm Oil Exports in May is 2.301633.

Keywords: ARIMA, *Double Exponential Smoothing*, *Outlier Detection*, Forecasting, Palm Oil, Time Series

1. Pendahuluan

Perekonomian makro ekonomi di Indonesia industri kelapa sawit memegang peranan yang strategis yaitu penghasil devisa terbesar, lokomotif ekonomi nasional, penggerak sektor ekonomi massal. Perkebunan kelapa sawit di Indonesia berkembang sangat pesat sehingga mencerminkan revolusi perkebunan kelapa sawit. Minyak kelapa sawit Indonesia merupakan hasil dari pengolahan tanaman dari kelapa sawit yang saat ini menjadi sumber penghasil bagi devisa maupun masyarakat Indonesia dalam masa pengembangan pada areal perkebunan kelapa sawit. Dengan berkembangnya sektor perkebunan ini Indonesia tidak lepas dari kebijakan pemerintah yang saat ini memberikan insentif [1].

Komoditi kelapa sawit merupakan salah satu andalan sektor pertanian, dan menjadi perhatian besar pemerintah maupun masyarakat. Komoditi kelapa sawit merupakan salah satu komoditi unggulan yang berperan penting bagi proses pembangunan[2]. Pengembangan usaha tani kelapa

sawit menjadi faktor penunjang bagi pertumbuhan ekonomi, peningkatan pendapatan dan perluasan lapangan pekerjaan[3], bahkan bagi masyarakat di pedesaan, usaha perkebunan rakyat merupakan alternatif untuk perbaikan perekonomian keluarga[4].

Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat, perkebunan besar di Indonesia didominasi oleh tanaman kelapa sawit pada 2020[5]. Jumlahnya mencapai 8,9 juta hektare, naik hampir 300 ribu hektare dibandingkan tahun sebelumnya yang sebesar 8,6 juta hektare. Pada Tahun 2018, sub sektor perkebunan merupakan penyumbang tertinggi untuk PDB sektor Pertanian, Peternakan, Perburuan dan Jasa Pertanian yaitu sebesar 35 persen diatas tanaman pangan, peternakan dan hortikultura. Salah satu komoditas perkebunan yang mempunyai peranan penting dalam perekonomian Indonesia adalah kelapa sawit. Yang dimana kelapa sawit merupakan tanaman perkebunan penting penghasil minyak makanan, masih relatif sederhana, mulai dari tahap pembibitan sampai dengan tahap panennya. Dengan menerapkan teknologi budidaya yang tepat akan berpotensi untuk peningkatan produksi kelapa sawit. Oleh karenanya, pemerintah Indonesia khususnya harus memprioritaskan pelaksanaan program-program pengembangan kelapa sawit untuk perkebunan rakyat meskipun hal tersebut merupakan pekerjaan besar dan memakan biaya.

Kelapa sawit memberikan pengaruh positif terhadap pertumbuhan ekonomi dan sosial. Sebagai salah satu komoditas ekspor pertanian terbesar Indonesia, membuat kelapa sawit mempunyai peran penting sebagai sumber penghasil devisa maupun pajak yang besar. Dalam proses produksi maupun pengolahan industri, perkebunan kelapa sawit juga mampu menciptakan kesempatan dan lapangan pekerjaan khususnya bagi masyarakat pedesaan sekaligus meningkatkan kesejahteraan masyarakat[6]. Hasil olahan minyak kelapa sawit mudah ditemukan dalam produk yang kita gunakan sehari-hari, mulai dari makanan, kosmetik, hingga bahan bakar minyak nabati. Produksi kelapa sawit di Indonesia berpotensi menghasilkan manfaat-manfaat lokal (jika pengembangannya mengikuti pengelolaan yang berkelanjutan) antara lain peningkatan penghasilan bagi masyarakat sekitar, peningkatan pendapatan pemerintah, pengurangan kemiskinan dan perbaikan pengelolaan sumber daya alam. Cerahnya prospek komoditas kelapa sawit dalam perdagangan minyak nabati dunia telah mendorong pemerintah Indonesia untuk memacu pengembangan areal perkebunan kelapa sawit.

Khusus untuk perkebunan rakyat kelapa sawit, permasalahan umum yang dihadapi adalah rendahnya produktivitas dan mutu produksinya. Saat ini masih terdapat ketimpangan produktivitas kelapa sawit antara perkebunan rakyat dengan perkebunan besar baik perusahaan negara maupun swasta. Salah satu penyebab rendahnya produktivitas kelapa sawit rakyat tersebut adalah karena teknologi produksi yang diterapkan masih relatif sederhana, mulai dari tahap pembibitan sampai dengan tahap panennya. Dengan menerapkan teknologi budidaya yang tepat akan berpotensi untuk peningkatan produksi kelapa sawit. Oleh karenanya, pemerintah Indonesia khususnya harus memprioritaskan pelaksanaan program-program pengembangan kelapa sawit untuk perkebunan rakyat meskipun hal tersebut merupakan pekerjaan besar dan memakan biaya[5].

Pengujian metode telah banyak dilakukan seperti Peramalan Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) terhadap data Bitcoin [7] yang menghasilkan galat perhitungan MAPE 4,753%. Penelitian metode SES-MLP terhadap pengunjung unik jurnal elektronik [8] yang menghasilkan MSE sebesar 94,02% dan RMSE sebesar 75,54%. Penelitian oleh Aji Prasetya dan kawan-kawan [9] menggunakan metode MLP terhadap data *Sessions Website* Jurnal Elektronik diperoleh nilai MSE sebesar 0,015357 dan nilai RMSE sebesar 0,137826.

Berdasarkan penelitian tersebut maka pada penelitian ini akan digunakan metode *Double Exponential Smoothing*, ARIMA deteksi *Outlier*, dan *Multilayer Perceptron* terhadap data Ekspor minyak sawit di Indonesia sehingga hasil dari penelitian ini dapat dijadikan acuan oleh pihak yang bersangkutan dalam memaksimalkan kebijakan ekspor minyak sawit di Indonesia

2. Kajian Teori

2.1 Minyak Sawit

Minyak sawit merupakan sumber salah satu sumber minyak dari nabati. Dalam potensi minyak sawit yang ada di Indonesia sangatlah besar, pada penyebaran kelapa sawit saat ini menyebar pada 22 provinsi[10]. Minyak kelapa sawit ini mempunyai kandungan antioksidan yaitu

betakaroten, tokoferol dan tokotrienol. Minyak sawit sendiri juga mengandung asam lemak yang sebagian besar yaitu asam lemak jenuh seperti asam palmitat. Pada asam jenuh sendiri memiliki ikatan tunggal seperti atom karbon sebagai penyusunnya, sedangkan asam tak jenuhnya memiliki sedikit satu ikatan rangkap seperti atom penyusunnya[11]. Minyak sawit juga mempunyai banyak kegunaan yang biasanya terdapat pada pangan dan non pangan.

2.2 Ekspor

Ekspor merupakan perdagangan yang dikeluarkan dari pabean Indonesia dengan adanya ketentuan yang berlaku pada saat ini. Dengan adanya kegiatan ekspor maka semakin banyak dan besar perolehan pada devisa negara bagi Indonesia[12]. Ekspor sendiri melakukan penjualan keluar Negeri dengan sistem kualitas, kualitas, pembayaran dengan adanya syarat yang sudah disetujui oleh pihak importir yang menanganinya. Ekspor sangatlah penting bagi ekonomi dalam menawarkan lebih banyak pasar ataupun barang kepada perusahaan untuk mngenalkan barang mereka[13].

2.3 Time Series

Analisis deret waktu atau time series diterapkan untuk melakukan suatu prediksi atau peramalan kedepannya menggunakan data-data yang telah ada sebelumnya[14]. Time series merupakan peramalan kuantitatif dengan menganalisa pola data yang bertujuan mendapatkan pola yang bisa diekstrapolasikan dalam memprediksi suatu nilai sehingga bisa dijadikan patokan untuk pertimbangan langkah kedepannya.

Peramalan dengan time series dapat memprediksi dengan berbagai kombinasi faktor baik itu tren, siklus musiman pada periode tertentu dan berbagai kombinasi dari faktor-faktor lainnya. Peramalan yang dilakukan akan efektif jika pemilihan metode dan variabel yang diambil tepat sehingga tahap pengumpulan data menjadi penting[15]. Ada beberapa komponen dalam Analisis time series yaitu komponen Tren (T), komponen *Seasonal* (S), komponen *Cyclic* (C), komponen Ireguler (I).

2.4 Peramalan

Peramalan merupakan kegiatan memprediksi sesuatu menggunakan data terdahulu atau pada masa lalu dengan tujuan mengantisipasi keadaan dan dapat memperkecil peluang suatu kesalahan terjadi. Salah satu bidang yang penting untuk diprediksi adalah bidang perkebunan. Prediksi yang baik dilihat dengan mengalasis hasil galat yang diberikan oleh model peramalan yang digunakan yaitu diukur dengan *Mean Absolute Error (MAD)* dan *Mean Square Error (MSE)*[16].

2.5 Exponential Smoothing

Exponential Smoothing atau metode pemulus adalah suatu metode pembobotan yang menunjukkan penurunan secara *exponential* dari nilai pengamatan terdahulu. Metode ini terbagi menjadi *Single*, *Double*, *Triple*[17].

Persamaan yang digunakan dalam proses perhitungan *Single Exponential Smoothing* adalah sebagai berikut [18] :

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_{t-1} \quad (1)$$

Keterangan :

- F_{t+1} = Ramalan untuk periode ke t+1
- X_t = data asli ke t
- α = Bobot ($0 \leq \alpha \leq 1$)
- F_{t-1} = Ramalan untuk periode ke t-1

Persamaan *Double Exponential Smoothing* (DES) sebagai berikut [19] :

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2)$$

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (3)$$

$$F_t = S_{t-1} + b_t \quad (4)$$

$$F_{t+m} = S_t + b_t m \quad (5)$$

Dimana :

S_t = Pemulus level ke t (α sebagai bobot)

X_t = Data ke-t

b_t = pemulus tren ke-t (γ sebagai bobot)

C, γ = Parameter ($0 < x < 1$)

F_t = Nilai Prediksi periode ke t

m = Jumlah periode peramalan

2.5 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA merupakan metode yang digunakan untuk peramalan pada data time series yang stasioner. ARIMA merupakan gabungan dari *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), *autoregressive moving average* (ARMA), serta model lanjutan yaitu *seasonal autoregressive integrated moving average* (SARIMA)[20] .

Parameter ARIMA yaitu p, d, q dimana proses melibatkan AR (p) atau MA (q) ataupun keduanya dan penambahan d ketika data yang diolah tidak stasioner. Persamaan rumus ARIMA sebagai berikut :

$$Y_t = C + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} - \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \quad (6)$$

dengan,

AR : p ditunjukkan oleh t sampai $t - p$

I : d menunjukkan orde/derajat Differencing (pembedaan)

MA : q ditunjukkan oleh t sampai $t - q$

2.6 Deteksi Outlier

Deteksi outlier dilakukan karena outlier adalah dapat mengubah karakteristik pada data dan dapat membuat model memiliki galat yang besar sehingga tidak memenuhi uji normalitas maupun pengamatan yang tidak konsisten[21]. Ada empat jenis outlier *Level Shift* (LS), *Temporary Change* (TC), *Innovational Outlier* (IO), *Additive Outlier* (AO) [22]. Adapun bentuk umum dari *Additive Outliers* (AO) sebagai berikut :

$$Z_t = \begin{cases} X_t & t \neq T \\ X_t + \omega & t = T \end{cases} \quad (7)$$

$$= X_t + \omega I_t^{(T)}$$

Dimana,

$$I_t^{(T)} = \begin{cases} 1 & t = T \\ 0 & t \neq T \end{cases} \quad (8)$$

2.7 Multilayer Perceptron Neural Network

Multilayer Perceptron merupakan jaringan neural network terdiri dari paling sedikit 3 lapisan dengan menggunakan teknik pembelajaran supervised. Dalam lapisan yang tersembunyi mempunyai peran penting untuk menentukan hasil pembelajaran yang akan dihasilkan sehingga dari jumlah lapisan tersebut akan menghasilkan hasil yang optimal[23].

2.8 Mean Absolute Deviation (MAD)

Mean Absolute Deviation merupakan hasil dari jumlah mutlak dari kesalahan peramalan dimana kemudian dibagi oleh banyaknya data yang digunakan dalam peramalan.

$$MAD = \frac{\sum |kesalahan\ peramalan|}{n} \quad (9)$$

2.9 Mean Square Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) digunakan untuk mengukur kesalahan nilai dugaan model yang dinyatakan dalam rata-rata dari kuadrat kesalahan.

$$MSE = \frac{\sum (X_t - F_t)^2}{n} \quad (10)$$

2.10 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan nilai mean dari galat yang digunakan untuk mengukur kesalahan nilai dugaan model, berikut rumus MAPE :

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (11)$$

dengan,

X_t : data asli
 F_t : hasil ramalan ke-t
 n : jumlah data

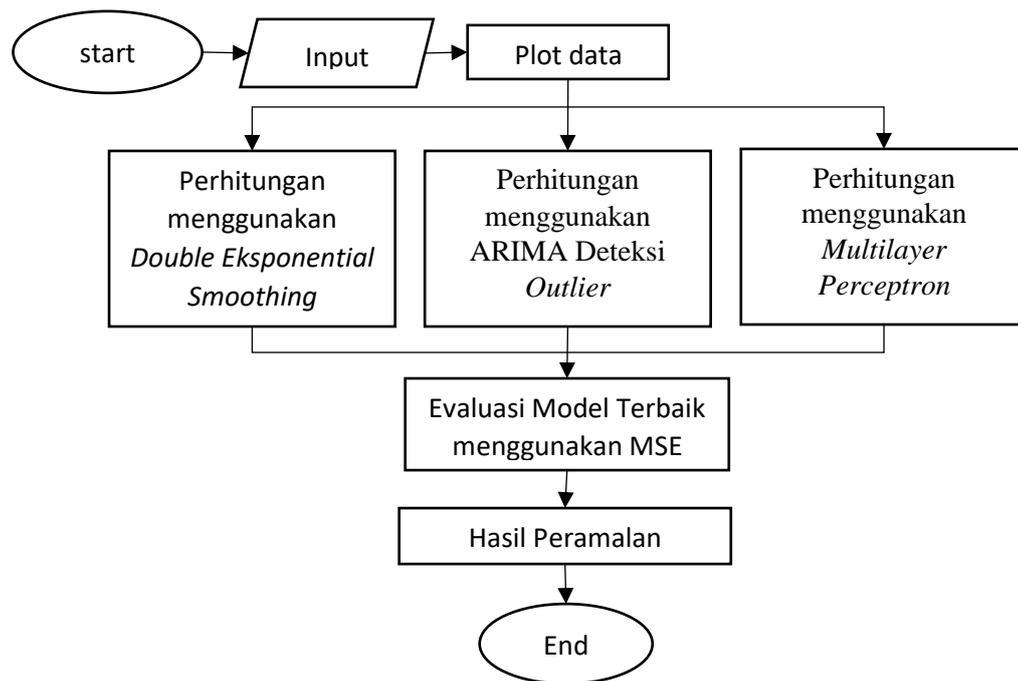
3. Metode Penelitian

Data yang diambil sebagai objek penelitian ini adalah data bulanan ekspor minyak sawit pada tahun 2018 hingga 2022 yang didapatkan dari Badan Pusat Statistik (BPS). Sampel data dapat dilihat pada Tabel 1 :

Tabel 1. Sampel Data Ekspor Minyak Sawit

Tahun	Bulan	Ekspor Minyak Sawit
2018	1	2,27
⋮	⋮	⋮
2022	12	2,09

Berikut Algoritma peramalan pada **Gambar 1**



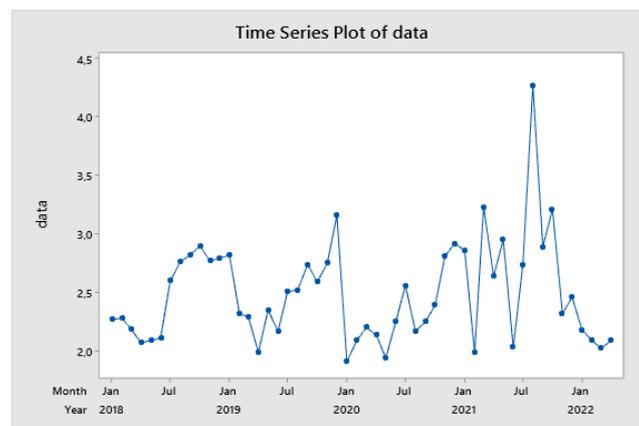
Gambar 1. Algoritma Peramalan

Data yang diinputkan merupakan data bulanan ekspor minyak sawit di Indonesia dari tahun 2018 hingga bulan April 2022. Untuk memulai peramalan, dilakukan analisis terhadap model data yang telah didapatkan dan mengidentifikasi plot data, kemudian pada metode *Double exponential smoothing* dilakukan *trial* dan *error* pada α dan γ yang akan digunakan dalam peramalan. Pada metode Arima setelah mengidentifikasi model, ditetapkan dugaan model yang telah diidentifikasi dan dilakukan perhitungan estimasi parameter pada setiap modelnya, kemudian menguji diagnostik model, lalu menghitung hasil peramalan. Setelah kedua metode selesai, dilakukan perbandingan metode terbaik dengan menghitung nilai akurasi model dan dilakukan seleksi pada model untuk mendapatkan model terbaik.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Deskripsi Data Ekspor Minyak Sawit Indonesia

Pada penelitian ini data yang diolah adalah data ekspor minyak sawit di Indonesia tahun 2018 hingga April 2022, dimana data diperoleh dari laman web resmi Badan Pusat Statistik (BPS). Plot data ditampilkan pada gambar di bawah ini:



Gambar 2. Plot Data Ekspor Minyak Sawit Indonesia

Berdasarkan Gambar 2 terlihat bahwa data ekspor minyak sawit Indonesia tahun 2018 hingga April 2022 cenderung trend. Peramalan yang dapat diterapkan pada data tersebut yakni *Double Exponential Smoothing* (DES), ARIMA Deteksi Outlier dan *Neural Network*.

Data ekspor minyak sawit Indonesia dibagi menjadi data *training* dan *testing*. Data *training* sebesar 80% dan untuk data *testing* sebesar 20% dari keseluruhan data.

4.2. Proses Analisis Metode *Double Exponential Smoothing* (DES)

Menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* (DES) dilakukan *trial error* pada data *training* untuk mendapatkan parameter α dan γ yang menghasilkan galat terkecil dari model. Skala yang digunakan adalah antara 0,1 hingga 0,9. Berikut perngujian dari parameter α dan γ :

Tabel 2. Pengujian parameter α dan γ pada data *training*

No	α	γ	MAPE	MAD	MSD	Keterangan
1	0.9	0.2	11,9949	0,2830	0,1813	-
2	0.7	0.1	11,3167	0,2677	0,1488	Model terbaik
3	0.3	0.9	15,1318	0,3546	0,2163	-
4	0.5	0.3	12,2885	0,2901	0,1613	-
5	0.9	0.1	11,6170	0,2745	0,1680	-

Terlihat pada Tabel 2 dimana saat dilakukan pengujian parameter α dan γ pada data *training* dari interval 0,1 hingga 0,9 didapatkan hasil galat terkecil ketika nilai dari parameter $\alpha = 0.7$ dan nilai dari parameter $\gamma = 0.1$ sehingga diputuskan bahwa nilai ini bisa dan layak dipakai sebagai nilai parameter dalam peramalan pada data ekspor minyak sawit. Parameter terbaik akan diuji pada data *testing* sebelum melakukan peramalan. Hasil uji pada data *testing* sebagai berikut.

Tabel 3. Pengujian parameter model terbaik pada data *testing*

No	α	γ	MAPE	MAD	MSD
1	0.7	0.1	15,7497	0,4633	0,4127

Dapat dilihat pada tabel 3, setelah dilakukan *trial error* pada data *training* kemudian dilakukan uji coba model terbaik pada data *testing*. Didapatkan hasil nilai MAPE pada data *testing* sebesar 15,749. Kemudian untuk peramalan yang akan dilakukan, menggunakan keseluruhan data (*training* dan *testing*) didapatkan hasil uji sebagai berikut.

Tabel 4. Pengujian parameter model terbaik pada data Ekspor Minyak Sawit Indonesia

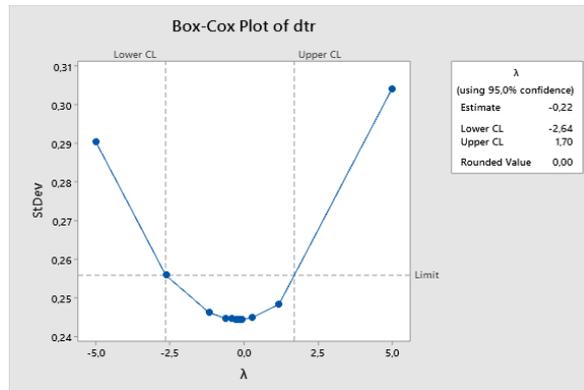
No	α	γ	MAPE	MAD	MSD
1	0.7	0.1	12,3448	0,3097	0,2170

Tabel 4 menunjukkan hasil nilai MAPE, MAD, dan MSD pada keseluruhan data ekspor minyak sawit Indonesia tahun 2018 hingga April 2022. Didapatkan nilai MAPE sebesar 12,3448.

4.3. Peramalan Menggunakan Metode ARIMA Deteksi Outlier

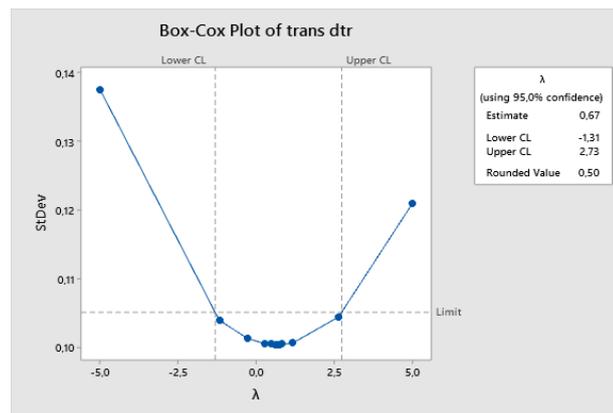
Tahapan selanjutnya melakukan peramalan menggunakan metode ARIMA pada data *training*. Langkah pertama yakni mengecek kestasioneran pada data. Dilakukan pengecekan kestasioneran

data terhadap *varians* dan rata-rata, dimana dikatakan stasioner dalam varian jika nilai *rounded value* (λ) = 1.



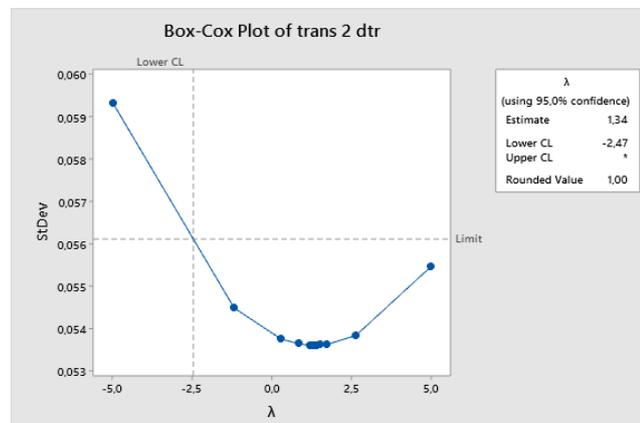
Gambar 3. Box-Cox Plot data Ekspor Minyak Sawit 2018 hingga April 2022

Gambar 3 diatas menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam varian dikarenakan nilai *rounded value* (λ) adalah tidak sama dengan 1 sehingga akan dilakukan transformasi Box-Cox. Berikut hasil data ekspor minyak sawit Indonesia yang telah dilakukan transformasi.



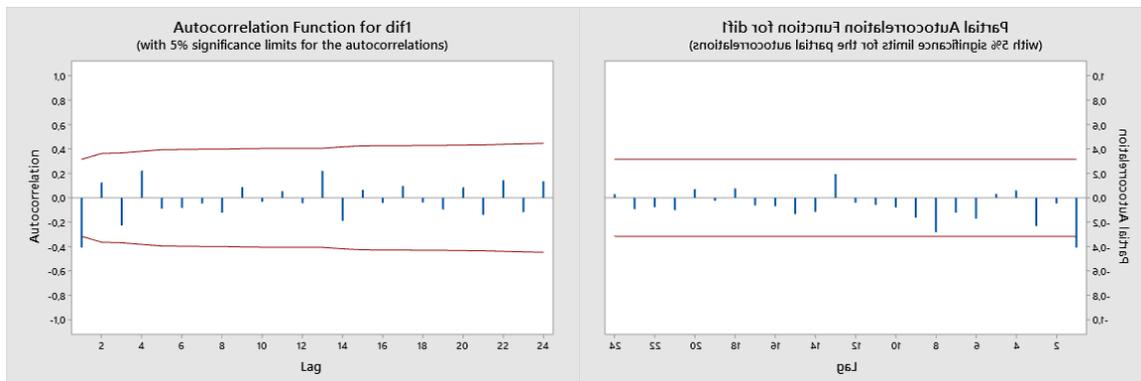
Gambar 4. Data telah ditransformasi Box-Cox

Pada Gambar 4 terlihat nilai dari *rounded value* (λ) masih tidak sama dengan 1, maka akan dilakukan transformasi ke-dua pada data tersebut.



Gambar 5. Data telah ditransformasi Box-Cox sebanyak dua kali

Terlihat pada Gambar 5, nilai dari *Rounded value* (λ) sudah bernilai 1 yang menandakan bahwa data tersebut sudah stasioner dalam varian, sehingga dapat dilanjutkan dengan melihat kestasioneran data terhadap rata-rata melalui plot ACF dan PACF. Berikut tampilan plot ACF dan PACF setelah dilakukan satu kali *differencing* :



Gambar 6. plot ACF dan PACF data setelah *differencing differencing*

Setelah dilakukan *differencing* maka data telah stasioner dalam rata-rata. Dapat dilihat pada Gambar 5 dimana terdapat 1 lag pada plot ACF dan PACF yang melewati garis Signifikansi dengan demikian dapat diartikan bahwa (AR) sama dengan 1 dan (MA) sama dengan 1. Kemudian dibentuk model ARIMA (p, d, q) yaitu ARIMA (1, 1, 0), ARIMA (0, 1, 1) dan ARIMA (1, 1, 1).

Selanjutnya akan dilakukan uji signifikansi terhadap model yang telah didapat. jika *p-value* uji signifikansi dari model kurang dari α maka model dikatakan signifikan. Hasil uji signifikansi sebagai berikut.

Tabel 5. Nilai Signifikansi dugaan Model ARIMA

No	Model	Parameter	p-value Estimasi Parameter	Keterangan
1	ARIMA(1, 1, 0)	AR(1)	0.002	Signifikan
2	ARIMA(0, 1, 1)	MA(1)	0.000	Signifikan
3	ARIMA(1, 1, 1)	MA(1)	0.000	Tidak Signifikan
		AR(1)	0.134	

Pada Tabel 5 hasil yang didapat menunjukkan bahwa ARIMA (1, 1, 0) dan ARIMA (0, 1, 1) dugaan model signifikan, sedangkan ARIMA (1, 1, 1) mendapat dugaan model yang tidak signifikan karena terdapat nilai *p-value* model lebih dari α , kemudian akan di uji *White noise* dan uji Normalitas terhadap residual model signifikan yang telah didapat. Hasil *White Noise* dan *Normality Test* sebagai berikut.

Tabel 6. Nilai *White Noise* Model ARIMA

No	Model	p-value White Noise	Keterangan
1	ARIMA(1, 1, 0)	0.376	Terpenuhi
2	ARIMA(0, 1, 1)	0,109	Terpenuhi
3	ARIMA(1, 1, 1)	-	-

Tabel 7. Nilai *Normality test* Model ARIMA

No	Model	Parameter	p-value Normality test	Keterangan
1	ARIMA(1, 1, 0)	AR(1)	0,068	Terpenuhi
2	ARIMA(0, 1, 1)	MA(1)	0,143	Terpenuhi
3	ARIMA(1, 1, 1)	MA(1) AR(1)	-	-

Tabel 6 menunjukkan nilai *white noise*, dimana nilai dari p-value yang ditunjukkan untuk model ARIMA (1, 1, 0) dan ARIMA(0, 1, 1) berada diatas taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ yang artinya model bersifat *white noise*.

Tabel 7 menampilkan hasil dimana dugaan model yang dibentuk ARIMA (1, 1, 0) dan ARIMA(0, 1, 1) menghasikan nilai *p-value* lebih dari α sehingga disimpulkan data memenuhi Normality Test, maka selanjutnya dilakukan perhitungan galat dari masing-masing model. Berikut hasil yang didapat :

Tabel 8. Nilai MSE Model ARIMA

No	Model	MSE
1	ARIMA(1, 1, 0)	0,1404127
2	ARIMA(0, 1, 1)	0,138125
3	ARIMA(1, 1, 1)	-

Terlihat pada Tabel 8 dengan membandingkan nilai MSE pada model ARIMA (1, 1, 0) dan ARIMA(0, 1, 1) didapatkan nilai terkecil adalah model ARIMA(0, 1, 1) dengan nilai 0,138125 sehingga model tersebut dapat diduga menjadi model terbaik. Langkah selanjutnya menggunakan model ARIMA (0,1,1) pada data *testing*. Didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 9. Model ARIMA (0,1,1) pada data *Testing*

Uji	P-Value Model ARIMA(0, 1, 1)	Keterangan
Estimasi Parameter	0,027	Signifikan
White Noise	-	Tidak Terpenuhi
Normality Test	0,097	Terpenuhi
MSE	0,121525	-

Terlihat tabel 9 percobaan pengujian pada data *testing* uji *White Noise* menggunakan Ljung Box masih terlanggar. Langkah selanjutnya dilanjutkan pada deteksi *outlier* pada data ekspor minyak sawit Indonesia, Hasil deteksi *outlier* diperoleh MSE sebesar 0,4132

4.4. Peramalan menggunakan *Neural Network (Multilayer Perceptron)*

Tahap berikutnya melakukan peramalan menggunakan *Multilayer Perceptron* pada data yang telah dibagi menjadi *training* dan *testing*, kemudian membandingkan kinerja model yang dilakukan dalam peramalan. Didapatkan hasil peramalan menggunakan *Multilayer Perceptron* dengan nilai sebagai berikut.

Tabel 10. Nilai Peramalan *Multilayer Perceptron*

No	MAPE	MSE
Multilayer Perceptron	10,25798	0,1166

Tabel 10 menunjukkan nilai MAPE, MSE pada peramalan menggunakan *Multilayer Perceptron*. Didapatkan nilai MAPE sebesar 10,25798% dan nilai MSE sebesar 0,1166.

4.5. Evaluasi Model terbaik

Setelah dilakukan proses perhitungan menggunakan Metode *Double Exponential Smoothing*, ARIMA deteksi *Outlier*, dan *Multilayer Perceptron* kemudian akan dilakukan evaluasi model terbaik dengan didasarkan pada nilai galat atau *error* terkecil (MSE) dengan tujuan mendapatkan model terbaik yang akan digunakan dalam peramalan produksi padi Kota Magelang kedepannya. Berikut tabel perbandingan MSE dari model yang telah didapat :

Tabel 11. Nilai MSE Model ARIMA Deteksi *Outlier*, DES, dan MLP

No	Metode	MSE
1.	ARIMA Deteksi <i>Outlier</i>	0,4132
2.	<i>Double Exponential Smoothing</i>	0,2170
3.	<i>Multilayer Perceptron</i>	0,1166

Melihat tingkat kesalahan yang didapat antara model ARIMA Deteksi *Outlier*, *Double Exponential Smoothing*, dan *Multilayer Perceptron*, maka model terbaik yang dipilih adalah model *Multilayer Perceptron* dengan tingkat kesalahan ... yang mana lebih kecil dari model ARIMA Deteksi *Outlier* dan *Double Exponential Smoothing*.

4.6. Peramalan Ekspor Minyak Sawit Tahun 2022

Tahap akhir akan dilakukan proses peramalan menggunakan model yang telah dipilih yaitu *Multilayer Perceptron* Berikut hasil peramalan ekspor minyak sawit bulan Mei hingga Desember tahun 2022.

Tabel 12. Hasil Peramalan

Bulan	<i>Multilayer Perceptron</i>
Mei	2,301633
Juni	2,298049
Juli	2,297878
Agustus	2,297867
September	2,297866
Oktober	2,297866
November	2,297866
Desember	2,297866

Tabel 12 menunjukkan hasil peramalan terbaik pada data ekspor minyak sawit Indonesia menggunakan metode *Multilayer Perceptron* dengan dengan tingkat kesalahan 0,1166 dengan hasil ramalan pertama bulan Mei 2022 pada data ekspor minyak sawit Indonesia adalah 2,301633.

5. Kesimpulan

Setelah proses perhitungan yang didapat antara model *Double Exponential Smoothing*, ARIMA deteksi *Outlier*, dan *Multilayer Perceptron*, maka model terbaik yang dipilih adalah model *Multilayer Perceptron* dengan tingkat kesalahan 0,1166 yang mana lebih kecil dari model *Double Exponential Smoothing* dan ARIMA Deteksi *Outlier*. Hasil akhir peramalan pertama pada bulan Mei 2022 sebesar 2,301633.

Daftar Pustaka

- [1] V. Nurmalita and A. P. Wibowo, "Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Ekspor Minyak Kelapa Sawit Indonesia ke India.," *Econ. Educ. Anal. Journal.*, vol. 8, no. 2, pp. 605–618, 2019.
- [2] D. K. Bungo, "Jurnal Agri Sains Vol, 3 No.02, (28 Desember 2019)," no. 02, pp. 1–12, 2019.
- [3] Nainggolan, H.L., Gulo, C.K., Waruwaru, W.S.S., Egentina, Theresya., Manalu, T.P., "Strategi Pengelolaan Usahatani Kelapa Sawit Rakyat Masa Pandemi Covid-19 di Kecamatan STM Hilir Kabupaten Deli serdang Provinsi Sumatera Utara, Indonesia," *Agro Bali : Agricultural Journal.*, vol. 4, no. 2, pp. 260-275, 2021.
- [4] D. I. Kabupaten and R. Hulu, "The Impact of Palm Plantation Development in the Economic Region in Rokan Hulu district," vol. 5, no. 2, pp. 7–14, 2015.
- [5] P. Oil, "KELAPA SAWIT," 2020.
- [6] E. Firmansyah and D. P. Putra, "(Smartferti , Android-Base Expert System for Oil Palm Fertilization)," vol. 0, no. 1, pp. 9–22.
- [7] N. Salwa, N. Tatsara, R. Amalia, and A. F. Zohra, "Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)," *J. Data Anal.*, vol. 1, no. 1, pp. 21–31, 2018, doi: 10.24815/jda.v1i1.11874.
- [8] M. A. B. Ferdinand, A. P. Wibawa, I. A. E. Zaeni, and H. A. Rosyid, "Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron Untuk Peramalan Pengunjung Unik Jurnal Elektronik," *Mob. Forensics*, vol. 2, no. 2, pp. 62–70, 2020, doi: 10.12928/mf.v2i2.2034.
- [9] A. P. Wibawa, W. Lestari, A. Bella, P. Utama, I. T. Saputra, and N. Izdihar, "Multilayer Perceptron untuk Prediksi Sessions pada Sebuah Website Journal Elektronik," vol. 1, no. 3, pp. 57–67, 2020.
- [10] P. S. Dewi and U. T. Indonesia, "Efektivitas pmr ditinjau dari kemampuan berpikir kreatif dan disposisimatematis siswa," pp. 355–365.
- [11] A. Efendi, C. Fatimah, D. Parinata, and M. Ulfa, "Pemahaman Gen Z Terhadap Sejarah Matematika," *J. Pendidik. Mat. Univ. Lampung*, vol. 9, no. 2, pp. 116–126, 2021, doi: 10.23960/mtk/v9i2.pp116-126.
- [12] I. Purwaning Astuti and F. Juniwati Ayuningtyas, "Pengaruh Ekspor Dan Impor Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Indonesia," *J. Ekon. Stud. Pembang.*, vol. 19, no. 1, 2018, doi: 10.18196/jesp.19.1.3836.
- [13] S. Hodijah and G. P. Angelina, "Analisis Pengaruh Ekspor Dan Impor Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Indonesia," *J. Manaj. Terap. dan Keuang.*, vol. 10, no. 01, pp. 53–62, 2021, doi: 10.22437/jmk.v10i01.12512.
- [14] E. S. H. Methods, L. D. Arumningsih, U. M. Semarang, and K. Semarang, "Peramalan Indeks Harga Konsumen Kota Malang Tahun 2014 – 2016 dengan Menggunakan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing Holt-," vol. 1, no. 1996, pp. 310–315, 2018.
- [15] F. Ahmad, "PENENTUAN METODE PERAMALAN PADA PRODUKSI PART NEW GRANADA BOWL ST Di PT . X Determine the actual and actual production plan is the main thing for the organization to avoid large losses in calculating the amount of production , PT . This research is to det," vol. 7, no. 1, pp. 31–39, 2020.
- [16] A. Lusiana and P. Yuliarty, "PENERAPAN METODE PERAMALAN (FORECASTING) PADA PERMINTAAN ATAP di PT X," 2020.
- [17] E. S. Methods, F. Y. Lestari, P. S. Statistika, and U. M. Semarang, "Peramalan Indeks Harga Konsumen di Indonesia Menggunakan Metode Moving average dan Holt Exponential Smoothing," vol. 1, no. 2014, pp. 400–404, 2018.
- [18] I. Harga *et al.*, "Gamma-Pi : Jurnal Matematika dan Terapan," vol. 02, 2020.
- [19] T. Informatika, F. Sains, U. Islam, N. Maulana, and M. Ibrahim, "Sistem Informasi Peramalan Penjualan dengan Menerapkan Metode Double Exponential Smoothing Berbasis Web," vol. 6, no. 1, pp. 68–77.
- [20] S. Ilma, N. Suwandi, R. Tyasnurita, and H. Muhayat, "Peramalan Emisi Karbon Menggunakan Metode SARIMA dan LSTM," vol. 6, no. 1, pp. 73–80, 2022.

- [21] L. Ambarwati and Y. Mahatma, “Analisis Model Intervensi Multi Input Fungsi Pulse dan Fungsi Step dengan Deteksi Outlier Terhadap Harga Saham Analysis of Multi-Input Intervention Model Pulse Function and Step Function with Outlier Detection of Stock Prices,” pp. 71–85, 2020.
- [22] J. Gaussian, “1 , 2 , 3 1,” vol. 2, no. January 2010, pp. 39–48, 2013.
- [23] I. N. Purnama and P. T. H. Permana, “Perbandingan Peramalan Inflasi Kota Denpasar Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Dan Multilayer Perceptron,” *J. Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 5, no. 3, pp. 285–296, 2019, doi: 10.36002/jutik.v5i3.801.