

BAB V

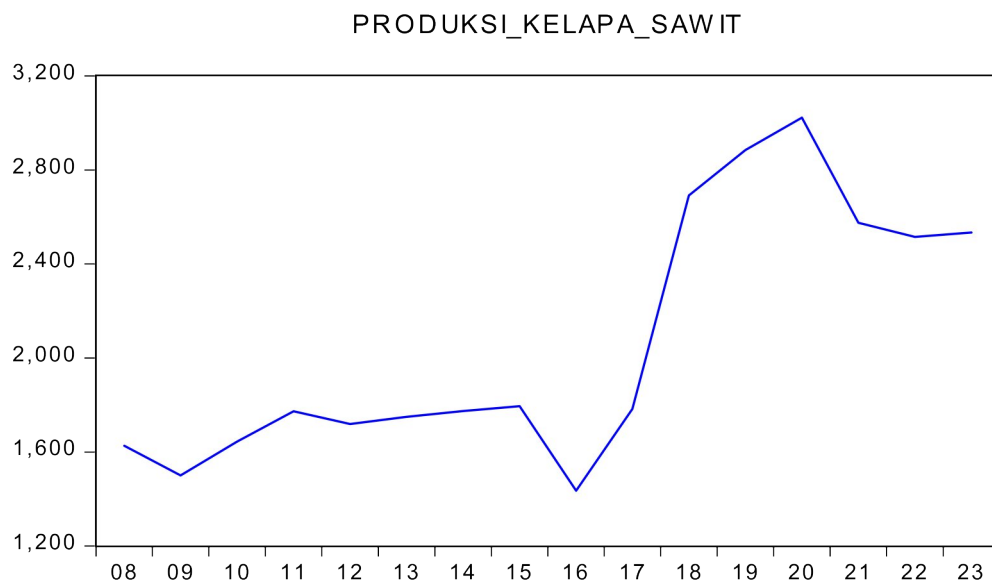
HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1 Estimasi Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

5.1.1 Uji Stasioneritas Data

Uji stasioneritas dilaksanakan dengan tujuan untuk memahami data yang digunakan sudah stasioner atau belum stasioner. Kestasioneran data merupakan asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis data deret waktu (time series), karena dengan uji stasioner dapat memperkecil kemungkinan terjadinya kekeliruan model yang digunakan. Jika data tidak stasioner pada tingkat level maka perlu dilakukan transformasi stasioneritas dengan proses differencing (pembeda) pada tingkat pertama atau kedua (Richie, 2022). Pengujian kestasioneritasan data pada penelitian ini yaitu dengan melihat plot data dan melakukan uji hipotesis ADF.

5.1.1.1 Uji Stasioneritas Data Tingkat Level



Sumber : Hasil Olahan Data Eviews 2010

Gambar 5.1 Plot Lajur Produksi Kelapa Sawit Provinsi Jambi Tingkat Level

Gambar diatas menunjukkan plot data produksi kelapa sawit tahunan Provinsi Jambi mulai dari tahun 2008 sampai 2023. Dilihat dari pola pergerakan

plot diatas, terlihat dari data produksi bahwa kelapa sawit menunjukkan pola pergerakan yang tidak stasioner. Pengujian kestasioneran data kemudian akan dilanjutkan dengan uji Augmented Dicky-Fuller (ADF) yang hasilnya ditampilkan dalam Tabel di bawah.

Tabel 5.1 Uji Argumented Dicky-Fuller (ADF) Tingkat Level

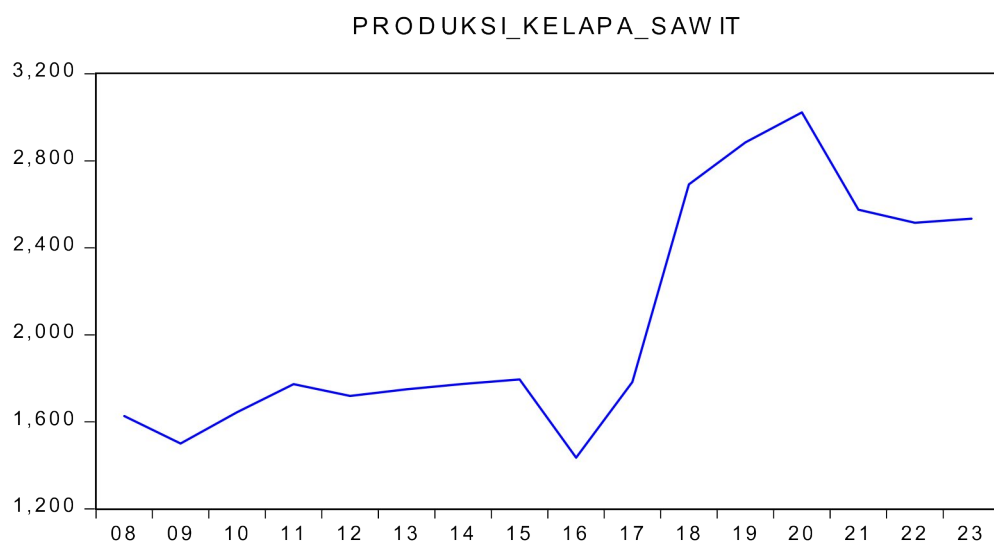
Statistik Uji	P-Value	Keputusan
-1.054209	0.7044	Menerima H0

Sumber: Hasil Olahan Data Eviews 2010.

Dari hasil pengujian ADF pada tingkat level, menunjukkan nilai statistik uji -1.054209 dengan Prob. $0.7044 > 0,05$ artinya data yang digunakan menerima Ho. Dengan demikian kesimpulan yang dapat diambil yaitu data belum stasioner pada tingkat level sehingga perlu dilanjutkan pada proses *differencing* pada tingkat pertama.

5.1.1.2 Uji Stasioneritas Data Tingkat *First Difference*.

Gambar 5.2 Plot Laju Produksi Kelapa Sawit Provinsi Jambi Tingkat *Fisrt difference*



Sumber: Hasil Olahan Data Eviews

Setelah dilakukan proses *differencing* pada tingkat pertama, dapat dilihat Gambar diatas menunjukkan bahwa plot data menunjukkan pola pergerakan data yang stasioner dimana data bergerak melewati garis batas interval rata-rata secara konstan.

Dari hasil pengujian ADF pada tingkat level, menunjukkan nilai statistik uji -2.848621 dengan Prob. 0.0768 > 0,05 artinya data yang digunakan menerima Ho. Dengan demikian kesimpulan yang dapat diambil yaitu data belum stasioner pada tingkat *first difference* sehingga perlu dilanjutkan pada proses *differencing* pada tingkat kedua

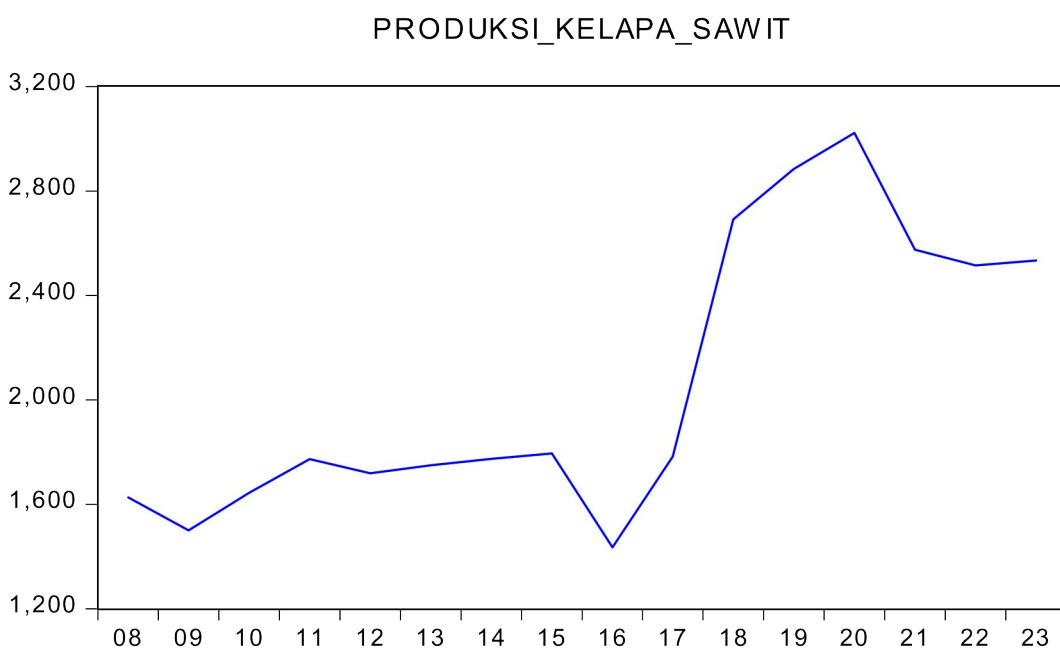
Tabel 5.2 Uji Argumented Dicky-Fuller (ADF) *First Difference*

Statistik Uji	P-Value	Keputusan
-2.848621	0.0768	Menerima H0

Sumber: Hasil Olahan Data Eviews 2010.

5.1.1.3 Uji Stasioneritas Data *Two Difference*.

Gambar 5.3 Plot Laju Produksi Kelapa Sawit Provinsi Jambi *Two Diferrence*



Sumber: Hasil Olahan Data Eviews 2010

Salah satu kriteria data time series yang harus terpenuhi adalah data harus stasioner. Untuk memenuhi kriteria data time series yang stasioner maka perlu dilakukan proses difference di tingkat pertama pada data Produksi Kelapa Sawit Provinsi Jambi periode 2008-2023. Setelah dilakukan proses *differencing* pada tingkat kedua, dapat dilihat Gambar diatas menunjukkan bahwa plot data menunjukkan pola pergerakan data yang stasioner dimana data bergerak melewati garis batas interval rata-rata secara konstan. Untuk lebih meyakinkan bahwa data sudah stasioner pada tingkat *Two Difference* maka perlu dilakukan pengujian *Augmented Dicky-Fuller (ADF)* kembali pada data yang sudah di *differencing* pada tingkat kedua.

Tabel 5.3 Uji Augmented Dicky-Fuller (ADF) *Two Difference*

Statistik Uji	P-Value	Keputusan
-4.128841	0.0089	Menolak Ho

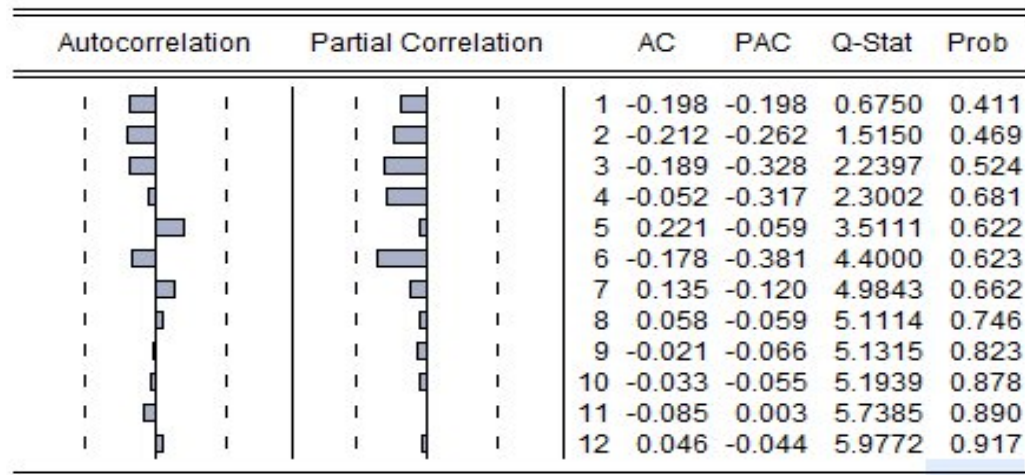
Sumber: Hasil Olahan Data Eviews 2010.

Dari hasil pengujian ADF pada tingkat level yang ditampilkan dalam Tabel 5.3, menunjukkan nilai statistik uji -4.128841 dengan Prob. $0.0089 < 0,05$. artinya data yang digunakan menolak Ho. Maka dapat disimpulkan bahwa data sudah stasioner pada tingkat two difference dan dugaan awal model yang dapat digunakan adalah model ARIMA

5.1.2 Identifikasi Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Menentukan model yang sesuai dalam peramalan menggunakan metode ARIMA dapat dilakukan dengan melihat pola data menggunakan grafik correlogram AC Dan PAC. Grafik Autocoreation (AC) dapat digunakan untuk mengidentifikasi model MA dan grafik PAC dapat digunakan untuk mengidentifikasi model AR. Hasil dari olahan data dengan menggunakan grafik AC dan PAC ditampilkan dalam Gambar 5.4

Date: 21/12/24 Time: 04:43
Sample: 2008 2023
Included observations: 14



Sumber: Hasil Olahan Data Eviews 2010

Gambar 5.4 korrelogram Data produksi kelapa Sawit Provinsi Jambi *Two Difference*

Bisa dilihat dari plot autokorelasi (ACF) dan plot autokorelasi parsial (PACF) yang ditampilkan pada Gambar 5.3 diatas, bahwa pada PACF menurun secara perlahan pada lag musiman (lag 11 signifikan). Begitu juga dengan ACF menurun secara perlahan dan tidak signifikan.

5.1.3 Estimasi Model

Tabel 5.4 Estimasi Model terbaik SARIMA.

Model	SIC	AIC	Coefficient	P-Value
ARIMA (10,2,0)	14.67116	14.52955	14.19833	0.7946
			-0.797214	0.0056
			40894.86	0.3039
ARIMA (11,2,0)	14.57670	14.43509	-16.87718	0.8329
			-0.903451	0.0003
			21055.55	0.5417

Sumber: Hasil Olahan Data Eviews 2010.

Model terbaik memiliki beberapa kriteria yaitu dengan membandingkan tingkat signifikan, Schwarz Criterion (SIC) serta Akaike Info Criterion (AIC).

Berdasarkan hasil uji terhadap 4 model estimasi yang ditampilkan dalam Tabel 5.5 dengan melihat nilai SIC serta AIC terkecil maupun probabilitas yang signifikan, model ARIMA (11,2,0) dapat disimpulkan menjadi model terbaik. Setelah dilakukan pemilihan model terbaik, maka akan dilakukan uji diagnostic dengan melihat korelogram dan uji normalitas. Tahap ini bertujuan mengidentifikasi kelayakan model yang nantinya akan digunakan untuk melakukan peramalan (*forecasting*).

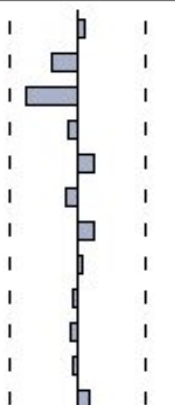
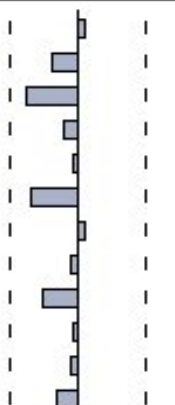
5.1.4 Uji Residual Diagnostic.

Date: 21/12/24 Time: 04:55

Sample: 2008 2023

Included observations: 15

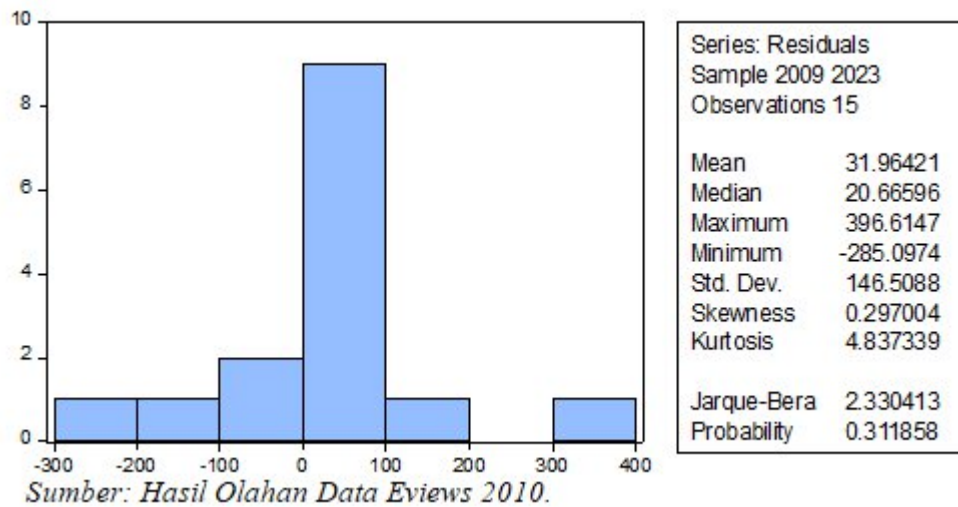
Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.063	0.063	0.0724	
		2 -0.199	-0.204	0.8476	0.357
		3 -0.407	-0.397	4.3646	0.113
		4 -0.080	-0.114	4.5128	0.211
		5 0.121	-0.042	4.8869	0.299
		6 -0.097	-0.369	5.1525	0.398
		7 0.120	0.046	5.6091	0.468
		8 0.025	-0.053	5.6322	0.583
		9 -0.036	-0.268	5.6874	0.682
		10 -0.052	-0.039	5.8277	0.757
		11 -0.035	-0.064	5.9050	0.823
		12 0.087	-0.165	6.5514	0.834

Sumber: Hasil Olahan Data Eviews 2010.

Gambar 5.5 Uji Diagnosis Correlogram.

Dilihat dari Gambar 5.5, bahwa mulai dari lag 1 sampai ke 12 tidak ada lag yang signifikan atau keluar dari garis dan probabilitasnya lebih besar dari 0.05, temuan ini mengindikasikan bahwa asumsi non-autokorelasi residual terpenuhi, terdapat homogenitas pada sebaran residual, dan residual menyebar secara random tanpa pola tertentu. Hal ini menunjukkan bahwa model memenuhi uji white noise. Untuk lebih meyakinkan bahwa model layak digunakan untuk meramalkan data produksi kelapa sawit, maka pengujian akan dilanjutkan pada uji normalitas atau uji Jarque-Bera.



Gambar 5.6 Hasil Uji Normalitas

Mengacu pada hasil uji normalitas diatas, dapat dilihat bahwa nilai probabilitas yaitu $0,31 > 0,05$ (alpha 5%) maka menerima H_0 . Artinya bahwa nilai residual sudah berdistribusi normal. Setelah dilakukan uji diagnostic, hasil menunjukkan bahwa model ARIMA (11,2,0) dinyatakan lulus dan bisa digunakan dalam peramalan atau forecasting.

5.2 Peramalan Produksi Kelapa Sawit Provinsi Jambi.

5.2.1 Estimasi Model Terpilih.

Setelah dilakukan penentuan model terbaik dengan melihat nilai SIC dan AIC terendah serta nilai probabilitas yang signifikan dan dilakukan pengujian residual diagnostic, model ARIMA (11,2,0) akan dilakukan estimasi model untuk bisa dilanjutkan dalam proses forecasting.

Tabel 5.5 Estimasi Model ARIMA (11,2,0)

Dependent Variable: D(PRODUKSI_KELAPA_SAWIT)				
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)				
Date: 21/12/24 Time: 04:50				
Sample: 2009 2023				
Included observations: 15				
Convergence achieved after 11 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-16.87718	78.27518	-0.215613	0.8329
AR(11)	-0.903451	0.179037	-5.046169	0.0003
SIGMASQ	21055.55	33524.62	0.628062	0.5417
R-squared	0.764263	Mean dependent var	60.47333	
Adjusted R-squared	0.724974	S.D. dependent var	309.3507	
S.E. of regression	162.2327	Akaike info criterion	14.43509	
Sum squared resid	315833.2	Schwarz criterion	14.57670	
Log likelihood	-105.2632	Hannan-Quinn criter.	14.43358	
F-statistic	19.45210	Durbin-Watson stat	1.760244	
Prob(F-statistic)	0.000172			

Sumber : Hasil olahan Eviews 2010.

Hasil regresi diatas menunjukkan bahwa nilai probabilita Costanta (C) > 0,05 artinya variable tersebut tidak signifikan dan AR(11) < 0,05 yang artinya variable tersebut sigifikan. Untuk probabilita SIGMASQ > 0,05 yang atinya variable tersebut tidak berpengaruh signifikan terhadap variable depeden. Kemudian nilai R-Square menunjukkan niai 0.76 (76%) artinya menunjukkan variabilitas data yang baik yang tidak ditunjukkan oleh model.

Hasil regresi juga menampilkan nilai F- statistic 19.45210 dengan Prob(F- statitic) 0.000172 artinya F-statistic signifikan (p-value sangat kecil) menunjukkan bahwa model secara keseluruhan fit terhadap data. Nilai Durbin-Watson stat 1.760244 mendekati angka 2 yang artinya tidak ada masalah autoorelasi pada residuals.

Persamaan regresi ARIMA (11,2,0)

$$Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} = \sum_{i=1}^{11} \phi_i (Y_{t-i} - 2Y_{t-i-1} + Y_{t-i-2}) + \varepsilon_t$$

- Ini adalah regresi terhadap hasil differencing kedua

- Tanpa komponen moving average
- Digunakan untuk memodelkan data dengan pola kuat dalam autoregressive setelah dua kali differencing

$$Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$$

Ini adalah hasil differencing ke-2 dari data Y_t , ditulis sebagai;

$$Y^{11}_t = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$$

Tujuannya adalah untuk mengubah data asli Y_t , menjadi stasioner, yaitu data tanpa tren yang bisa di prediksi dengan ARIMA.

$$\sum_{i=1}^{11} \phi_i (Y_{t-i} - 2Y_{t-i-1} + Y_{t-i-2}) + \varepsilon_t$$

Ini adalah penjumlahan (simbol $\sum$) dari 11 komponen autoregresif

Setiap komponen;

$$(Y_{t-i} - 2Y_{t-i-1} + Y_{t-i-2})$$

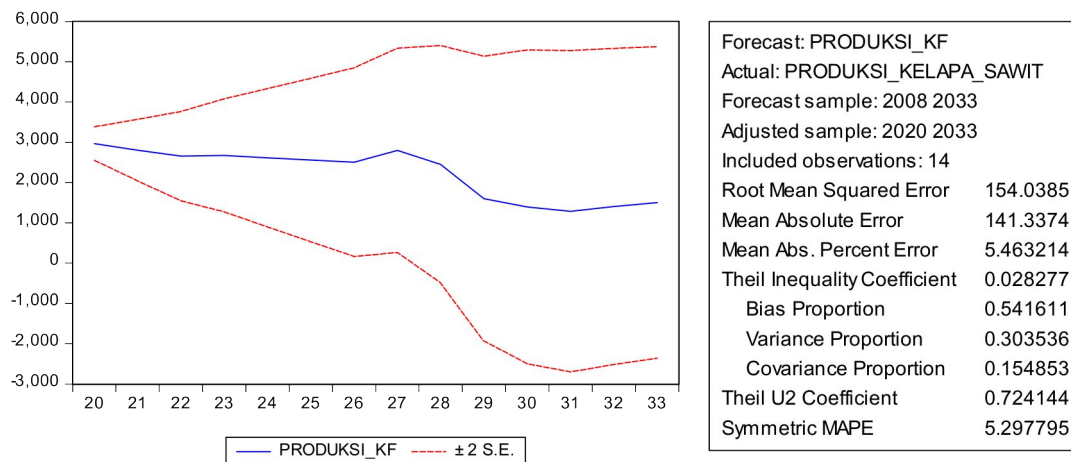
Koefesien ϕ_i adalah bobot atau pengaruh dari masing-masing lag tersebut terhadap nilai sekarang.

Nilai Y_t saat ini, setelah di differencing kedua kali, di pengaruhi oleh 11 lag sebelumnya (yang telah juga di-differencing kedua kali) dikalikan dengan bobot ϕ_i , ditambah error acak ε_t .”

Model ini digunakan untuk memprediksi Y_t , berdasarkan pola pergerakan data masa lalu, setelah dua kali differencing. Model ini cocok jika data kamu memiliki pola tren yang kuat dan pengaruh nilai masa lalu signifikan.

5.2.2 Hasil ramalan Produksi Kelapa Sawit Provinsi Jambi.

Setelah dilakukan regresi model, maka langka selanjutnya adalah proses forecasting (peramalan). Dalam penelitian ini, peramalan dilakukan dengan program komputer yaitu Eviews. Peramalan dengan eviews sulit dijalankan untuk periode yang berkepanjangan, karena semakin panjang waktu yang diramalkan, maka semakin tidak akurat hasil yang didapatkan. Oleh karena itu penelitian ini hanya melakukan peramalan data produksi kelapa sawit provinsi Jambi untuk 5 tahun kedepan yaitu mulai dari 2024-2033 dengan menggunakan model terpilih yaitu ARIMA (11,2,0). Hasil ramalan dapat dilihat pada Tabel dibawah ini:



Sumber: Hasil Olahan Data Eviews 2010.

Gambar 5.7 Output grafik peramalan menggunakan model terbaik

Tabel 5.6 Hasil Peramalan Produksi Kelapa Sawit

DATE	PRODUSI KELAPA SAWIT (ribuan ton)
2024	2.612,54
2025	2.558,66
2026	2.507,38
2027	2.800,32
2028	2.453,88
2029	1.601.15
2030	1.394.57
2031	1.288.13
2032	1.402.73
2033	1.504.92

Sumber: Hasil Olahan data Eviews2010

Produksi kelapa sawit pada tahun 2024 mencapai 2.612,54, lalu mengalami penurunan pada tahun 2025 sebesar 3,12% menjadi 2.558,66 dan terus menurun pada tahun 2026 sebesar -2,00% menjadi 2.507,38. Namun, pada tahun 2027, produksi kelapa sawit mengalami penurunan yang cukup signifikan menjadi 2.008,32 atau -19,90% dari tahun sebelumnya. Kemudian di tahun 2028, produksi kelapa sawit mengalami kenaikan sebesar 22,21% menjadi 2.453,88. Setelah 2029 (1.601,15 ribu ton) terus menurun hingga 2031 (1.288,13 ribu ton)

kemudian ada sedikit kenaikan kembali di tahun 2032 (1.402,73 ribu ton) dan di tahun 2033 (1.504,92 ribu ton) yang artinya, ada indikasi pemulihan produksi di priode akhir. Pola ini menunjukkan pentignya strategi replanting (peremajaan), peningkatan produktivitas per hektar, serta adaptasi terhadap perubahan iklim dan pasar agar tren tidak terus menurun.

Selain itu, perlu diperhatikan bahwa faktor-faktor seperti perubahan iklim, kebijakan pemerintah, dan perubahan permintaan pasar dapat mempengaruhi produksi kelapa sawit di masa depan.

5.2.3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Berdasarkan hasil uji Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang ditampilkan pada Gambar 5.8 dapat diketahui bahwa nilai MAPE hasil peramalan inflasi provinsi Jambi dengan model ARIMA (11,2,0) adalah sebesar 5,14 %. Nilai MAPE tersebut berarti bahwa hasil peramalan dengan model ARIMA (11,2,0) memiliki tingkat kelayakan sangat akurat.

Forecast Evaluation

Date: 07/12/25 Time: 08:20

Sample: 2008 2033

Included observations: 26

Evaluation sample: 2008 2033

Number of forecasts: 1

Evaluation statistics						
Forecast	RMSE	MAE	MAPE	SMAPE	Theil U1	Theil U2
PRODUKSI_KELAPA_SAWIT	154.0385	141.3374	5.144145	5.297795	0.028277	1.386374

Sumber: Hasil Olahan Data Eviews 2010.

Gambar 5.7 Hasil Uji Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

5.2.4 Analisis berdasarkan Hasil Peramalan.

Proses pengolahan buah kelapa sawit untuk menghasilkan minyak kelapa sawit mentah (CPO) dikenal sebagai Pabrikasi Kelapa Sawit. Data produksi kelapa sawit, yang merupakan salah satu variabel ekonomi, dapat diprediksi menggunakan berbagai metode deret waktu. Salah satu metode peramalan data runtun waktu yang

efektif adalah model yang diperkenalkan oleh Gwilym Jenkins dan George Box, yang dikenal sebagai Box-Jenkins. Model ini, yaitu Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), merupakan teknik analisis deret berkala yang mampu memproyeksikan data time series ekonomi termasuk produksi kelapa sawit. ARIMA menjadi pilihan yang populer karena kemampuannya mengintegrasikan komponen autoregresif dan rata-rata bergerak dalam satu kerangka analisis prediktif. Prediksi atau peramalan output kelapa sawit di masa depan dapat menjadi pedoman tentang besarnya produksi kelapa sawit di masa yang akan datang agar tetap stabil. Jika hasil peramalan produksi kelapa sawit menunjukkan nilai produksi tinggi atau rendah, maka pemerintah dapat mengantisipasinya dan mencari kebijakan yang dapat membuat produksi kembali stabil.

Penelitian ini menggunakan metode ARIMA untuk meramalkan data produksi kelapa sawit Provinsi Jambi. Setelah dilakukan penelitian, model ARIMA terbaik untuk meramalkan data inflasi Provinsi Jambi adalah ARIMA (11,2,0) dengan nilai MAPE 5,14%. Berdasarkan Tabel 5.6, didapatkan Estimasi produksi kelapa sawit di Provinsi Jambi untuk 5 tahun kedepan, yaitu pada tahun 2024 hingga tahun 2028. Pada tahun 2024 diramalkan nilai produksi kelapa sawit sebesar 2.612,54 ribu ton, tahun 2025 diramalkan nilai produksi kelapa sawit 2.558,66 ribu ton, tahun 2026 diramalkan nilai produksi kelapa sawit 2.507,38 ribu ton, tahun 2027 diramalkan nilai produksi kelapa sawit 2.008,32 ribu ton, tahun 2028 diramalkan nilai produksi kelapa sawit 2.453,88 ribu ton. Setelah 2029 (1.601,15 ribu ton) terus menurun hingga 2031 (1.288,13 ribu ton) kemudian ada sedikit kenaikan kembali di tahun 2032 (1.402,73 ribu ton) dan di tahun 2033 (1.504,92 ribu ton) yang artinya, ada indikasi pemulihan produksi di periode akhir. Berdasarkan grafik hasil peramalan yang disertakan pada Gambar 5.6, dapat dilihat bahwa pola grafik hasil peramalan memiliki tren naik turun dan visualisasi hasil peramalan menampilkan kecenderungan yang identik dengan data asli, menegaskan kehandalan model ARIMA (11,2,0) dalam merepresentasikan data aktual.

5.2.5 Implikasi Kebijakan.

Implikasi kebijakan dari suatu penelitian merujuk pada rekomendasi atau konsekuensi yang dihasilkan dari temuan penelitian tersebut, yang dapat digunakan sebagai dasar untuk merumuskan, mengubah, atau mengevaluasi kebijakan publik. Implikasi ini memberikan wawasan tentang bagaimana temuan penelitian dapat diterapkan dalam konteks praktis dan membantu pembuat kebijakan dalam mengambil keputusan yang lebih efektif dan berbasis bukti.

Hasil penelitian menunjukkan produksi kelapa sawit provinsi jambi memiliki potensi meningkat di tahun selanjutnya. Oleh karena itu pemerintah perlu meningkatkan infrastruktur untuk mendukung peningkatan produksi. Pemerintah juga harus mengawasi kualitas benih dan pengelolaan kebun sawit harus ditingkatkan sehingga kualitas produksi kelapa sawit akan meningkat di tahun-tahun berikutnya. Pemerintah juga harus mengembangkan pasar untuk produksi kelapa sawit untuk meningkatkan permintaan. Pemerintah harus mengelola resiko produksi kelapa sawit, seperti perubahan cuaca dan hama agar produksi perkebunan kelapa sawit stabil. Dari segi ekonomi meningkatkan devisa, hilirisasi, dan produktivitas. Sosial, membuka lapangan kerja, tetapi juga menimbulkan konflik lahan dan beban bagi petani kecil. Lingkungan, mengurangi lajur deforestasi, namun belum sepenuhnya mengatasi masalah keberlanjutan. Politik/hukum, memperkuat diplomasi dagang sekaligus menghadapi tekanan regulasi internasional.