SCIENTIFIC JOURNAL OF REFLECTION: p-ISSN 2615-3009
Economic, Accounting, Management and Business e-ISSN 2621-3389
Vol. 8, No. 1, January 2025

Penerapan Model Arima untuk Memproyeksi Tren Harga TBS Sawit di Provinsi Jambi

Rakhma Melati Sujarwo
Universitas Sebelas Maret, Indonesia
r.sujarwo@staff.uns.ac.id

Submitted: 20th Nov 2024 | **Edited**: 23rd Jan 2025 | **Issued**: 25th Jan 2025

Cited on: Sujarwo, R. M. (2025). Penerapan Model Arima untuk Memproyeksi Tren Harga TBS Sawit di Provinsi Jambi. *SCIENTIFIC JOURNAL OF REFLECTION: Economic, Accounting, Management and Business, 8*(1), 251-261.

ABSTRACT

The palm oil industry in Indonesia, especially in Jambi Province, plays an important role in the economy, contributing to GDP, employment, and exports in Indonesia. However, farmers and industry players face challenges in the form of fluctuations in palm oil FFB prices, which are influenced by domestic factors such as government policies and weather, as well as external factors such as global market demand for CPO and renewable energy policies. Therefore, research into projecting future palm oil FFB prices is needed as a reference in determining strategies for farmers and palm oil business actors, including policy makers. One way to predict these prices is to use a statistical model that identifies price movement patterns based on historical data, namely the ARIMA model. Thus, the objectives of this study are (1) to estimate the optimal ARIMA model based on the characteristics of the available price data, and (2) to identify projections of future price trends by applying the ARIMA model. The price data used is weekly price data for the period 2019-2024. Several validity tests such as the Unit Root and White Noise tests are used in the ARIMA model estimation process. The ARIMA (1,1,1) model was selected as the most optimal and effective model for projecting the price of Palm Oil Fruit Bunches for 52 weeks in 2025, where the trend shows a positive direction.

Keywords: ARIMA, Forecasting, Oil Palm FFB, Price, Stata

PENDAHULUAN

Industri kelapa sawit merupakan salah satu sektor penting dalam perekonomian Indonesia, yang memberikan kontribusi signifikan terhadap produk domestik bruto (PDB), penyerapan tenaga kerja, serta ekspor (Mardianto et al., 2023; Sehusman, 2024). Provinsi Jambi, yang merupakan salah satu dari 10 daerah penghasil utama Tandan Buah Segar (TBS) sawit di Indonesia yang berkontribusi sebesar 5,39% dari total produksi sawit, memiliki peran strategis dalam industri ini (Sehusman, 2024). Keberadaan perkebunan kelapa sawit di Provinsi Jambi mendukung perekonomian lokal melalui peningkatan pendapatan petani dan industri pengolahan minyak kelapa sawit (CPO). Namun, harga TBS sawit yang sering mengalami fluktuasi tajam menjadi tantangan besar bagi para petani dan pelaku industry (Sehusman, 2024). Oleh karena itu, pemahaman yang lebih baik mengenai pergerakan harga TBS sawit sangat diperlukan untuk merencanakan strategi produksi dan pemasaran yang lebih efektif.

Fluktuasi harga TBS sawit dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik yang berasal dari dalam negeri seperti kebijakan pemerintah, cuaca, dan hasil produksi, maupun faktor eksternal seperti permintaan pasar global terhadap CPO, harga minyak dunia, dan

kebijakan energi terbarukan (Mulyani, 2021; Sehusman, 2024). Di tingkat global, permintaan terhadap CPO terus meningkat, baik untuk kebutuhan pangan, kosmetik, maupun biodiesel. Hal ini menjadikan harga TBS sawit sangat sensitif terhadap dinamika pasar internasional. Oleh karena itu, proyeksi harga TBS sawit perlu mempertimbangkan berbagai faktor yang memengaruhi baik dari sisi permintaan maupun pasokan, yang kesemuanya berperan penting dalam menentukan harga pasar TBS sawit di Provinsi Jambi.

Salah satu cara untuk meramalkan harga TBS sawit adalah dengan menggunakan model statistik yang dapat mengidentifikasi pola-pola pergerakan harga berdasarkan data historis. Model ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) adalah salah satu model time series yang dapat digunakan di dalam peramalan harga komoditas pertanian (Dettling, 2020), termasuk TBS sawit (Sugiarto et al., 2017). ARIMA dapat digunakan untuk menganalisis dan memprediksi tren, musiman, dan siklus harga berdasarkan data historis, sehingga memungkinkan untuk memberikan proyeksi harga yang lebih akurat dan informatif (Dettling, 2020). Penerapan model ARIMA dalam peramalan harga TBS sawit di Provinsi Jambi dapat memberikan wawasan yang lebih jelas mengenai arah pergerakan harga di masa depan, yang sangat bermanfaat bagi petani, pelaku industri, dan pemerintah dalam merencanakan kebijakan yang tepat.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model ARIMA dalam memproyeksikan tren harga TBS sawit di Provinsi Jambi di masa yang akan datang. Proses penelitian akan dimulai dengan pengumpulan data harga TBS sawit selama periode tertentu, yang kemudian dianalisis untuk mengidentifikasi pola-pola yang ada. Setelah itu, model ARIMA yang sesuai akan dipilih berdasarkan analisis data, dan digunakan untuk memproyeksikan tren harga di masa depan, yang menjadi tujuan kedua dari penelitian ini. Hasil proyeksi ini diharapkan dapat memberikan informasi yang berguna bagi petani dalam merencanakan waktu panen dan strategi penjualan, serta membantu pelaku industri dalam mengatur produksi dan distribusi CPO.

Proyeksi harga TBS sawit yang dihasilkan dari model ARIMA diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam perencanaan dan pengambilan keputusan di sektor pertanian dan industri kelapa sawit. Informasi mengenai tren harga TBS sawit yang lebih akurat dapat membantu petani dan pelaku industri dalam menyusun strategi yang lebih baik dalam menghadapi ketidakpastian harga pasar. Selain itu, bagi pemerintah, hasil proyeksi ini juga dapat dijadikan bahan pertimbangan dalam merumuskan kebijakan yang dapat mengurangi dampak fluktuasi harga antara lain terhadap kesejahteraan petani (Sukowati, 2022), serta meningkatkan keberlanjutan industri kelapa sawit di Provinsi Jambi (Mardianto et al., 2023).

Penelitian ini juga diharapkan dapat mengisi kekosongan literatur yang ada terkait dengan penerapan model ARIMA dalam peramalan harga TBS sawit di Provinsi Jambi. Beberapa penelitian terdahulu telah menggunakan model ARIMA untuk meramalkan harga komoditas pertanian lainnya (Arifin et al., 2021; Fattah et al., 2018; Jadhav et al., 2017; Oktiani, 2018; Ramadhani et al., 2020; Sugiarto et al., 2017), namun penerapan model ini pada harga TBS sawit di Provinsi Jambi belum ada. Oleh karena itu, penelitian ini akan memberikan kontribusi baru dalam memahami dinamika harga TBS sawit dan menawarkan solusi berbasis data untuk mengurangi dampak negatif dari fluktuasi harga yang tidak menentu di pasar. Dengan demikian, diharapkan penelitian ini dapat memberikan manfaat yang luas bagi para pemangku kepentingan dalam industri kelapa sawit di Provinsi Jambi.

LANDASAN TEORI

Teori Peramalan

Teori peramalan dalam ekonomi pertanian melibatkan penggunaan data historis dan teknik statistik untuk memprediksi hasil pertanian di masa mendatang, seperti hasil panen, harga komoditas, dan tren permintaan. Hal ini dapat melibatkan identifikasi tren jangka panjang, variasi musiman, dan fluktuasi jangka pendek yang mempengaruhi pasar pertanian. Dalam bidang yang dinamis seperti pertanian, peramalan membantu para pemangku kepentingan—termasuk petani, pembuat kebijakan, dan agribisnis—menavigasi ketidakpastian dan mengoptimalkan alokasi sumber daya. Akan tetapi, di semua bidang analisis data statistik, penerapan model di luar rentang data yang diamati perlu diterapkan dengan sangat hati-hati, karena rentan terhadap kesimpulan yang salah. Tentu saja, ini tidak berbeda dengan peramalan deret waktu, meskipun disajikan dengan beberapa tambahan uji ketahanan (*robustness*). Perlul diingat bahwa, di dalam praktik deret waktu, tidak pernah dijamin bahwa proses pembuatan data yang sebenarnya sudah pasti benar (Dettling, 2020; Fattah et al., 2018; Petropoulos et al., 2022).

Metode kuantitatif, seperti analisis deret waktu ini, diaplikasikan untuk menangkap pola yang mendasari sebuah data univariat dan memproyeksikan skenario masa depan akan tren data tersebut, di dalam menghadapi variabel yang tidak dapat diprediksi. Terkait hal tersbut, model yang umum digunakan meliputi model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), yang dirancang untuk peramalan deret waktu dengan menangkap tren, efek musiman, dan autokorelasi dalam data (Dettling, 2020; Ramadhani et al., 2020).

Model ARIMA

Penelitian ini mengaplikasikan model ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) sebagai alat statistik yang umum digunakan untuk peramalan deret waktu, khususnya dalam bidang seperti ekonomi pertanian untuk memprediksi tren masa depan. Model ARIMA menggabungkan tiga komponen utama: *AutoRegressive* (AR), yang memodelkan hubungan antara suatu observasi dan sejumlah observasi yang tertinggal; differencing (I), yang digunakan untuk membuat deret waktu menjadi stasioner dengan menghilangkan tren atau efek musiman; dan *Moving Average* (MA), yang memodelkan hubungan antara suatu observasi dan kesalahan residual dari model moving average yang diterapkan pada observasi yang tertinggal (Dettling, 2020). Model ARIMA biasanya dilambangkan sebagai ARIMA ($p,\ d, q$), di mana p adalah nilai ordo *lag* yang kemudian disertakan dalam model AR, d adalah derajat differencing yang diperlukan untuk membuat deret menjadi stasioner, dan q adalah nilai ordo dari fungsi MA (Dettling, 2020; Jadhav et al., 2017; Sugiarto et al., 2017). Model ini khususnya berguna untuk peramalan di bidang pertanian karena dapat menangkap tren, musim, dan pola siklus yang melekat dalam data pertanian seperti hasil panen, harga, dan fluktuasi permintaan, yang menyediakan cara sistematis untuk memproyeksikan nilai masa depan berdasarkan perilaku nilai masa lalu.

Model *Autoregressive* (AR) ordo ke-p dijabarkan dalam bentuk umum sebagai berikut:

$$Y_t = c + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-1} + \cdots + \alpha_2 Y_{t-p} + e_t$$

dimana, Y_t adalah variabel terikat harga Y yang diramalkan untuk periode minggu ke- t, c adalah konstanta, α merupakan koefisien, p merupakan nilai ordo *lag* (kelambanan) yang di dapat dari bentuk korelogram PAC, Y_{t-p} adalah variable bebas yang menentukan variable terikat sejumlah p, dan v_t yang merupakan residual (Dettling, 2020).

Model *Moving Average* (MA) ordo ke-q dijabarkan dalam bentuk umum sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 e_{t-1} + \beta_2 e_{t-1} + \cdots + \beta_2 e_{t-q} + v_t$$

dimana, Y_t adalah variabel terikat harga Y yang diramalkan untuk periode minggu ke- t, c adalah konstanta, β adalah koefisien, q merupakan nilai ordo *lag* (kelambanan) yang di dapat dari bentuk korelogram AC, e_{t-p} adalah variable bebas yang menentukan variable terikat sejumlah p, dan v_t yang merupakan residual (Dettling, 2020).

Kemudian di dalam model ARIMA, kedua model AR dan MA dijadikan kesatuan yang dijabarkan dalam bentuk umum sebagai berikut:

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^{p} \alpha Y_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \beta e_{t-j} + v_t$$

dengan keterangan huruf variabel komponen sama dengan penjelasan keterangan pada model AR dan MA diatas. Model ARIMA, merupakan Menurut Sihombing et al. (2022), model ARIMA dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan optimal dibandingkan model peramalan lain, dalam hal ini ETS (*smoothing Error, Trend, Seasonal*) berdasarkan nilai-nilai pada hasil uji post-estimation ARIMA, antara lain Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC).

METODE PENELITIAN

Pengumpulan Data

Tipe data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Dinas Perkebunan Bidang Pengolahan dan Pemasaran Hasil Perkebunan, Provinsi Jambi. Data tersebut berupa data harga TBS Sawit mingguan selama tahun dimulai dari minggu pertama tahun 2019 hingga minggu terakhir tahun 2024. Data harga tersebut ditentukan secara periodik di dalam rapat mingguan yang diadakan oleh Dinas Perkebunan Provinsi Jambi, dan dihadiri oleh perwakilan petani, pedagang, wartawan, praktisi dan akademisi yang terkait dengan sector perkebunan sawit di provinsi Jambi.

Analisis Data

Terdapat beberapa tahapan analisis data di dalam penerapan model ARIMA yang perlu dilakukan sebelum memproyeksikan tren harga TBS Sawit 1 tahun setelahnya yaitu tahun 2025. Beberapa tahapan tersebut adalah:

Uji Stasioneritas (*Unit Root Test*)

Data yang digunakan pada analisis ini merupakan data time series univariat. Umumnya data time series memiliki sifat stasioner yang dapat memberikan informasi yang palsu "*random walk*" jika diregresikan (Dettling, 2020). Oleh karena itu, uji stasioneritas perlu dilakukan sebelum kita menganalisis data lebih lanjut. Tes *Augmented Dickey Fuller (ADF*) dan tes *Phillip Perron* (PP) merupakan uji stasioneritas yang diaplikasikan pada data yang ada. Kedua uji dilakukan berdampingan untuk melihat *robustness* dari hasil kedua uji tersebut (Amaefula, 2021).

Apabila nilai *p-value* dari hasil uji tersebut lebih besar daripada ambang batas *significance level* α=0,05, maka H_0 = data memiliki *unit root* atau data tidak stasioner, tidak dapat ditolak (Amaefula, 2021; Dettling, 2020; Fattah et al., 2018). Jika hasil uji stasioneritas pada data harga tersebut tidak stasioner pada level, maka diperlukan untuk menciptakan dataset harga pada tingkat *first difference.* Tentunya perlu diuji kembali apakah dataset harga *first difference* tersebut stasioner atau tidak.

Penentuan ordo AR dan MA pada model

Setelah data stasioner, diperlukan pengidentifikasian ordo p dan q yang dapat terlihat pada karakteristik plot korelogram *Auocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Auocorrelation Function* (PACF) dari data tersebut, dimana nantinya akan membantu penentuan nilai ordo *lag* komponen AR dan MA, sesuai yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya (Dettling, 2020; Jadhav et al., 2017). ACF mengukur korelasi antara observasi dan nilai-nilai sebelumnya di berbagai periode waktu, yang membantu mengidentifikasi keseluruhan struktur autokorelasi dalam deret waktu. Sedangkan PACF, di sisi lain, adalah mengukur korelasi antara observasi dan nilai-nilai obsevasi sebelumnya setelah mengendalikan efek *lag* yang terjadi, yang membantu menentukan hubungan langsung antara observasi dan nilai-nilai obsevasi periode sebelumnya (Dettling, 2020).

Dengan menganalisis plot korelogram dari fungsi-fungsi ini, yang dikenal sebagai plot ACF dan PACF, kita dapat mengidentifikasi beberapa *lag* yang sesuai untuk dimasukkan dalam ordo AR dan MA secara visual. Misalnya, lonjakan signifikan dalam plot PACF pada *lag* tertentu menunjukkan urutan ordo AR (p), sementara lonjakan signifikan dalam plot ACF menunjukkan urutan ordo MA (q). Lonjakan yang dimaksud adalah ketika nilai autokorelasi melewati ambang batas *confidence interval*. Proses ini penting untuk membangun model ARIMA yang akurat dan memastikan jumlah *lag* yang tepat disertakan untuk peramalan yang efektif (Dettling, 2020; Jadhav et al., 2017).

Estimasi model ARIMA

Setelah mengidentifikasi potensi ordo AR dan MA, terdapat beberapa model ARIMA yang dapat dipilih untuk kemudian dijadikan acuan untuk tahap peramalan. Model terbaik dipilih berdasarkan beberapa penilaian, yang umumnya dilakukan berdasarkan komponen *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC), yang menilai kesesuaian model dengan mempertimbangkan kompleksitas model yaitu jumlah parameter. Tujuannya adalah untuk menemukan model yang paling menyeimbangkan kesesuaian (*fit*) dan parsimoni, karena model yang terlalu rumit dapat membuat data tidak efisien di dalam proses peramalan. Nilai AIC dan BIC yang lebih rendah menunjukkan model yang lebih baik, dengan AIC berfokus pada meminimalkan kehilangan informasi karena menambahkan parameter sedangkan BIC memberikan penalti yang lebih kuat pada jumlah parameter, terutama ketika ukuran sampel besar (Jadhav et al., 2017; Ramadhani et al., 2020). Dalam konteks estimasi model ARIMA, kriteria ini membantu mengidentifikasi kombinasi ordo AR, terintegrasi (I), dan MA (p, d dan q) yang memberikan trade-off terbaik antara menjelaskan data dan menghindari *overfitting*. Dengan membandingkan nilai AIC dan BIC pada spesifikasi model yang berbeda, model dengan nilai terendah biasanya dipilih sebagai yang paling tepat dengan asumsi bahwa model tersebut efisien dan akurat dalam memprediksi tren masa depan.

Selain berdasarkan nilai dari AIC dan BIC, terdapat komponen lain yang dapat menjadi acuan di dalam pengestimasian model ARIMA terbaik, yaitu komponen *log likelihood*. Model yang memiliki nilai *log likelihood* terbesar merepresentasikan model yang lebih efisien (Fattah et al., 2018).

Uji *White Noise* pada Residual

Setelah mengestimasi model ARIMA terbaik, perlu dilakukan uji *white noise* pada residual guna memastikan realibilitas model. Jika residual memiliki sifat *white noise* berarti residual tersebut bersifat acak, tidak berkorelasi, dan memiliki mean dan varians yang konstan, yang menunjukkan bahwa model telah secara efektif memperhitungkan

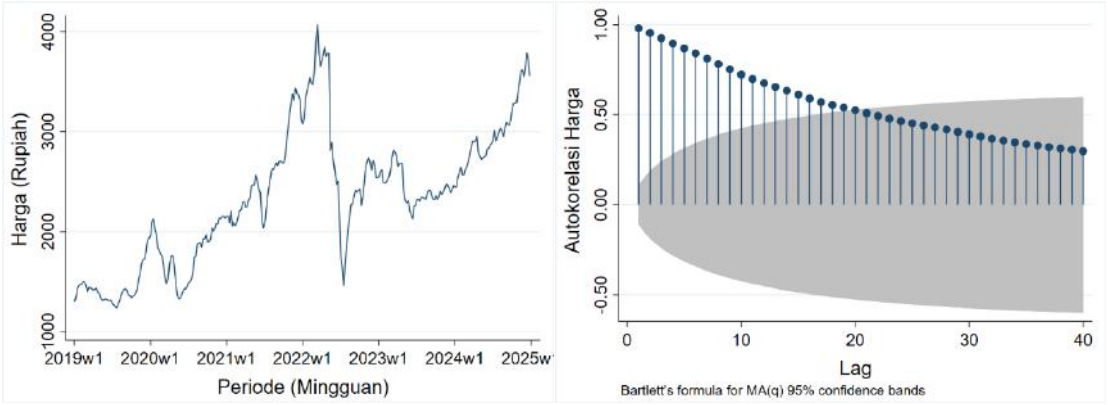
semua tren, musim, dan autokorelasi yang ada dalam data. Uji *white noise*, membantu memverifikasi bahwa tidak ada autokorelasi signifikan yang tersisa dalam residual (Bagchi et al., 2018; Dettling, 2020; Fattah et al., 2018). Jika residual gagal dalam pengujian ini dan menunjukkan pola atau korelasi serial, hal itu menunjukkan bahwa model ARIMA tidak sepenuhnya menangkap proses yang mendasarinya, dan diperlukan penyesuaian model lebih lanjut, seperti menentukan ulang urutan AR atau MA, mungkin diperlukan untuk meningkatkan akurasi peramalan. Uji *white noise* ini merupakan langkah krusial dalam memvalidasi ketahanan model ARIMA untuk prediksi masa mendatang.

Identifikasi Tren (Peramalan) Harga TBS

Tahap terakhir setelah uji *white noise* diterapkan pada model ARIMA terpilih, adalah tahap peramalan, di mana model digunakan untuk memprediksi nilai masa depan dari deret waktu berdasarkan pola yang diidentifikasi dalam data historis (Petropoulos et al., 2022). Dengan menggunakan konfigurasi ARIMA yang optimal (ditentukan oleh *lag* yang sesuai untuk komponen AR dan MA dengan nilai AIC/BIC terendah dan nilai *log likelihood* tertinggi), peramalan dibuat untuk koridor waktu tertentu, yang dapat berkisar dari beberapa periode hingga beberapa tahun, tergantung pada konteksnya. Pada peneitian ini, peramalan akan menghasilkan proyeksi tren harga 1 tahun kedepan dalam periode mingguan, sehingga sebanyak 52 observasi sebagai hasil peramalan akan dihasilkan Proses peramalan melibatkan penggunaan koefisien model untuk mengekstrapolasi pengamatan masa depan sambil memperhitungkan ketidakpastian melalui interval kepercayaan.

HASIL PENELITIAN

Fluktuasi harga TBS Sawit di Provinsi Jambi dapat terlihat pada Gambar 1 (kiri), dimana terlihat tren harga secara umum adalah positif. Berdasarkan gambar tersebut, terlihat indikasi penurunan harga TBS sawit yang cukup tajam pada sekitar pertengahan akhir tahun 2022 yang diakibatkan oleh peningkatan produksi CPO yang diikuti oleh penurunan volume ekspor akibat adanya pelarangan sementara ekspor oleh pemerintah guna menjalankan program-program pengembangan kelapa sawit yang berkelanjutan (Chairunnisa et al., 2023; Mardianto et al., 2023).



Sumber: data berdasarkan rapat penentuan harga TBS Sawit mingguan di Disbun Jambi dianalisis

Gambar 1. Plot Harga dan Korelogram ACF TBS Sawit Provinsi Jambi 2019-2024

Tren yang positif pada data harga tersebut dapat mengindikasikan bahwa data harga TBS sawit pada level memiliki indikasi tidak stasioner. Hal ini terlihat pula pada plot

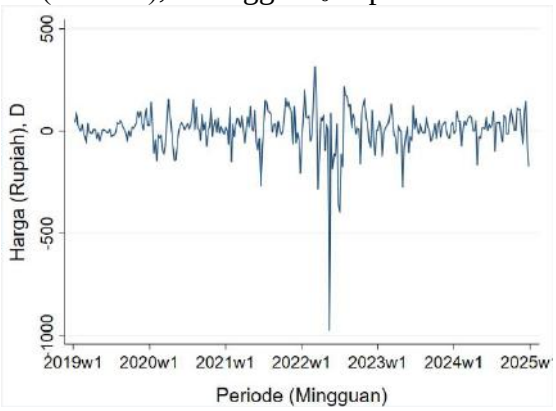
korelogram fungsi autokorelasinya, pada Gambar 1 (kanan), secara perlahan memiliki pola teratur menurun yang juga mengindikasikan hal serupa.

Tabel 1. Hasil Tes ADFdan PP Data Harga TBS Sawit pada *Level* dan *First Difference*

Deskripsi		Harga		Harga 1st difference	
		ADF	PP	ADF	PP
Test statistics		-1.142	-1,524	-13,879	-14,001
Critical Value	1%	-3,455	-3,455	-3,455	-3,455
	5%	-2,878	-2,878	-2,878	-2,878
	10%	-2,570	-2,570	-2,570	-2,570
p-value		0,698	0,522	0,000	0,000

Sumber: Analisis data, 2024

Selain indikasi tidak stasionernya sebuah data univariat yang dapat terlihat dari plot data harga dan korelogram dari ACF datanya, perlu dilakukan uji formal yang biasa disebut uji stasioner (*unit root test*), yaitu antara lain tes ADF dan PP (Tabel 1). Berdasarkan Tabel 1, dapat terlihat bahwa nilai t-statistik, baik berdasarkan tes ADF dan PP, lebih besar dari nilai kritisnya dan p-valuenya lebih besar daripada ambang batas *significance level* α=0.05. Jika demikian, maka H_0 = data memiliki *unit root* atau tidak stastioner, tidak dapat ditolak. Untuk menyikapi hal demikian, maka diperlukan memunculkan data harga pada *first difference* (Gambar 2). Setelah data dikondisikan pada *first difference* maka, dapat terlihat bahwa berdasarkan kedua jenis tes tersebut, data telah statisioner, dimana terlihat bahwa bahwa nilai t-statistik, baik berdasarkan tes ADF dan PP, lebih besar dari nilai kritisnya dan p-valuenya jauh lebih kecil daripada ambang batas *significance level* α=0.05 (Tabel 1), sehingga H_0 dapat ditolak.

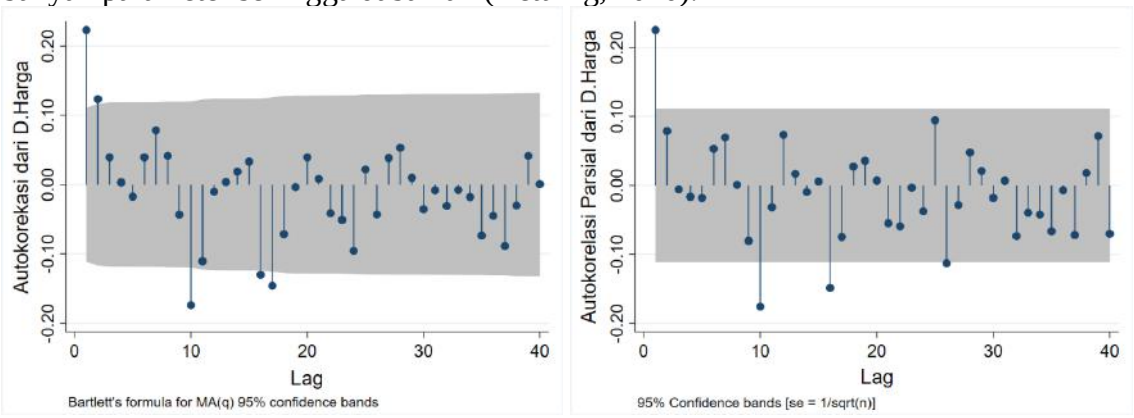


Sumber: Analisis data, 2024

Gambar 2. Plot Harga TBS Sawit Provinsi Jambi 2019-2024 pada *First Difference*

Setelah memastikan data telah stasioner, perlu diketahui kombinasi ordo AR, I, dan MA yang paling sesuai untuk mengidentifikasi model ARIMA yang optimal di dalam meramalkan atau memproyeksi tren harga TBS Sawit di masa yang akan datang. Mengingat data harga bersifat stasioner pada *first difference*, maka ordo I telah dipastikan memiliki nilai 1. Selanjutnya berdasarkan Gambar 3, dapat terlihat jumlah lag yang melewati *confidence bands* baik pada Plot PACF dan ACF, dimana *cut off* jumlah lag tersebut merepresentasikan kemungkinan jumlah ordo *p* dan *q* yang digunakan di dalam model AR dan MA, yaitu p = 1 (PACF) dan q = 2 (ACF). Nilai ordo 10 keatas dianggap

akan menghasilkan analisis daa yang tidak parsimoni karena akan melibatkan terlalu banyak parameter sehingga dabaikan (Dettling, 2020).



Sumber: Analisis data, 2024

Gambar 3. Plot ACF (kiri) dan PACF (kanan) Harga TBS Sawit Provinsi Jambi 2019-2024 pada *First Difference*

Berdasarkan penjelasan diatas, terdapat 2 kemungkinan model yang dianalisis lebih lanjut berdasarkan nilai AIC, BIC, dan *log likelihood* untuk mendapatkan model yang paling *fit* dan parsimoni. Hasil analisis ini dapat dilihat pada Tabel 2, dimana model B, model ARIMA (1,1,1) kemudian dipilih karena memenuhi kriteria terbanyak yaitu nilai AIC dan BIC yang lebih rendah. Selain itu, kedua nilai dari kriteria *log likelihood* tidak terlalu berbeda, walaupun model A memiliki nlai yang sedikit lebih besar. Dengan jumlah parameter yang signifikan lebih banyak dan lebih bersifat parsimoni, maka model B tetap menjadi model yang dipilih untuk analisis lebih lanjut.

Tabel 2. Estimasi Model ARIMA

Komponen	Model A Arima (1,1,2)		Model B Arima (1,1,1)		Model Terbaik
Constant	7,08		7,10		-
ar1	0,30		0,49	***	Model B
ma1	-0,09		-0,27	*	Model B
ma2	0,06				
/sigma	97,19	***	97,19	***	Model A &B
Log Likelihood	-1864.48		-1864.66		Model A
Akaike (AIC)	3738.97		3737.33		Model B
Bayeseian (BIC)	3757.67		3752.29		Model B
Model Terpilih					Model B

Ket: Signifikansi *** taraf 10% , ** taraf 5% , *** 1%
Sumber: Analisis data, 2024

Selanjutnya, untuk menguji apakah tidak terdapat autokorelasi pada model terpilih dimana residualnya memiliki pola tertentu, dilakukan Uji *White Noise* (Bagchi et al., 2018; Dettling, 2020) dengan *Pormanteau Test*. Hasil tes dapat dilihat pada Tabel 2 dimana terlihat bahwa nilai Prob > chi2 diatas 0,05 maka H_0 = residualnya bersifat *White Noise* atau acak, tidak dapat ditolak, sehingga kita dapat mengkonfirmasikan bahwa residual dari model terpilih tersebut bersifat *White Noise*.

Tabel 3. *Portmanteau Test* untuk *White Noise*

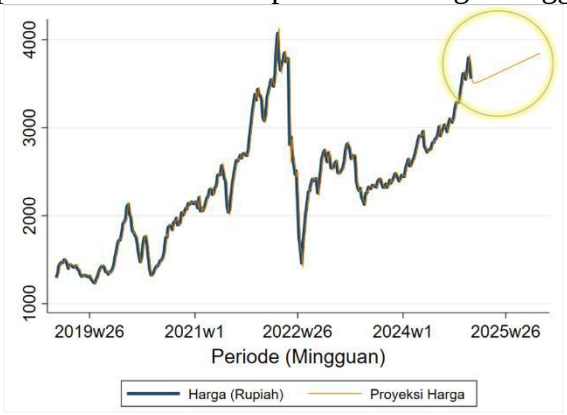
Deskripsi	Nilai
Portmanteau (Q) Statistic	41,44
Prob > chi2 (40)	0,41

Sumber: Analisis data, 2024

Setelah dilakukan pengujian *White Noise* pada model, maka dapat dikatakan bahwa model ARIMA (1,1,1) telah memenuhi syarat untuk digunakan kedalam fungsi peramalan. Persamaan model ARIMA (1,1,1) dijabarkan dalam bentuk sebagai berikut:

$$Y_t = 7{,}10 + 0{,}49Y_{t-i} - 0{,}27e_{t-j} + v_t$$

Model ARIMA yang telah divalidasi dengan pengujian *White Noise* kemudian dapat digunakan untuk memodelkan proyeksi tren harga TBS Sawit pada tahun 2025. Hasil dari proyeksi ini dapat diihat pada Gambar 4. Berdasarkan gambar tersebut, dapat dilihat bahwa tren dari harga TBS Sawit di provinsi Jambi akan terus positif selama 1 tahun. Sebagai tambahan, secara rinci, proyeksi harga TBS tersebut dijabarkan pada Tabel 4, dimana terdapat 52 titik observasi peramalan harga mingguan selama 1 tahun.



Sumber: Analisis data, 2024

Gambar 4. Plot Proyeksi Tren Harga TBS Sawit Provinsi Jambi tahun 2025

Hasil dari peramalan ini, dapat digunakan sebagai acuan oleh pelaku usaha di bidang Kelapa Sawit untuk dapat menentukan strategi usahanya. Proyeksi tren harga TBS yang positif ini memberikan harapan termasuk petani, dan pedagang Sawit untuk mendapatkan keuntungan yang lebih baik dan sejahtera. Pemangku kebijakan dapat pula menentukan arah strategi pengembang sektor ini agar dapat terealisasi dengan baik dan dapat meningkatkan PDB Indonesia.

Tabel 4. Hasil Proyeksi Harga TBS Sawit tahun 2025

Periode	fHarga	Periode	fHarga	Periode	fHarga
2025w1	3523,16	2025w19	3613,56	2025w37	3741,37
2025w2	3511,01	2025w20	3620,66	2025w38	3748,47
2025w3	3508,77	2025w21	3627,76	2025w39	3755,57
2025w4	3511,35	2025w22	3634,86	2025w40	3762,67
2025w5	3516,24	2025w23	3641,96	2025w41	3769,77
2025w6	3522,27	2025w24	3649,06	2025w42	3776,87
2025w7	3528,85	2025w25	3656,17	2025w43	3783,97
2025w8	3535,70	2025w26	3663,27	2025w44	3791,07
2025w9	3542,68	2025w27	3670,37	2025w45	3798,17
2025w10	3549,72	2025w28	3677,47	2025w46	3805,27

Periode	fHarga
2025w11	3556,79
2025w12	3563,88
2025w13	3570,97
2025w14	3578,07
2025w15	3585,16
2025w16	3592,26
2025w17	3599,36
2025w18	3606,46

Periode	fHarga
2025w29	3684,57
2025w30	3691,67
2025w31	3698,77
2025w32	3705,87
2025w33	3712,97
2025w34	3720,07
2025w35	3727,17
2025w36	3734,27

Periode	fHarga
2025w47	3812,37
2025w48	3819,47
2025w49	3826,57
2025w50	3833,67
2025w51	3840,77
2025w52	3847,87

Sumber: Analisis data, 2024

KESIMPULAN

Hasil dari penelitian ini diperoleh Model ARIMA (1,1,1) menjadi model terbaik yang telah memenuhi beberapa uji validasi yang diperlukan di dalam pengestimasiannya. Selanjutnya model tersebut diaplikasikan untuk memproyeksi tren harga di masa mendatang, dimana dihasilkan tren harga TBS Sawit di tahun 2025 adalah positif dengan kecenderungan peningkatan harga selama 1 tahun kedepan.

Di dalam ekonomi pertanian, peramalan dapat membantu memprediksi variabel utama seperti hasil panen, harga komoditas, atau dinamika penawaran-permintaan, yang memberikan wawasan berharga bagi petani, pembuat kebijakan, dan bisnis. Keakuratan peramalan biasanya dievaluasi dengan membandingkan nilai yang diprediksi dengan pengamatan aktual saat tersedia, yang memungkinkan penyempurnaan model dan memastikan relevansinya yang berkelanjutan untuk pengambilan keputusan.

DAFTAR PUSTAKA

Amaefula, C. G. (2021). A Simple Integration Order Test: An Alternative to Unit Root Testing. *European Journal of Mathematics and Statistics*, *2*(3), 77–85. https://doi.org/10.24018/ejmath.2021.2.3.22

Arifin, B., Tanaya, G. L. P., & Usman, A. (2021). Peramalan Harga Kelapa Sawit Dunia Pada Tahun 2020-2024. *Prosiding Saintek LPPM Universitas Mataram*, *3*, 349–368. https://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/sitekin/article/view/4287

Bagchi, P., Characiejus, V., & Dette, H. (2018). A Simple Test for White Noise in Functional Time Series. *Journal of Time Series Analysis*, *39*(1), 54–74. https://doi.org/10.1111/jtsa.12264

Chairunnisa, H., Kumala, D., & Ghazali, T. (2023). Analisis Efektivitas Kebijakan Larangan Ekspor Crud Palm Oil (CPO) serta Hubungannya dalam Mendorong Pilar Pembangunan Ekonomi SDGs di Indonesia. *Inspire Journal: Economics and Development Analysis*, *2*(1), 65–84. https://doi.org/10.24246/inspire.v2i1.8594

Dettling, M. (2020). *Applied Time Series Analysis*. ETH Zurich. https://doi.org/10.1016/c2013-0-10654-x

Fattah, J., Ezzine, L., Aman, Z., El Moussami, H., & Lachhab, A. (2018). Forecasting of demand using ARIMA model. *International Journal of Engineering Business Management*, *10*, 1–9. https://doi.org/10.1177/1847979018808673

Jadhav, V., Chinnappa Reddy, B. V., & Gaddi, G. M. (2017). Application of ARIMA model for forecasting agricultural prices. *Journal of Agricultural Science and Technology*, *19*(5), 981–992. https://www.sid.ir/en/VEWSSID/J_pdf/84820170401.pdf

Mardianto, S., Setiyanto, A., & Sumedi. (2023). *Policy Brief: Menelisik Penyebab*

Fluktuasi Harga Tandan Buah Segar Kelapa Sawit. https://psekp.setjen.pertanian.go.id/web/wp-content/uploads/2024/01/PSEKP-PB-2023-02-MENELISIK-PENYEBAB-FLUKTUASI-HARGA-TANDAN-BUAH-SEGAR.pdf

Mulyani. (2021). Analisis Harga Tandan Buah Segar Kelapa Sawit di Provinsi Jambi. *Jurnal Ekonomi Pertanian Dan Agribisnis*, *5*(2), 315–322. https://doi.org/https://doi.org/10.21776/ub.jepa.2021.005.02.04

Oktiani, D. (2018). Pemodelan Harga CPO Indonesia Tahun 2018 Dengan ARIMA. *Majalah Teknologi Agro Industri*, *10*(2), 33. https://doi.org/10.46559/tegi.v10i2.4399

Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, M. Z., Barrow, D. K., Ben Taieb, S., Bergmeir, C., Bessa, R. J., Bijak, J., Boylan, J. E., Browell, J., Carnevale, C., Castle, J. L., Cirillo, P., Clements, M. P., Cordeiro, C., Cyrino Oliveira, F. L., De Baets, S., Dokumentov, A., … Ziel, F. (2022). Forecasting: theory and practice. *International Journal of Forecasting*, *38*(3), 705–871. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001

Ramadhani, F., Sukiyono, K., & Suryanty, M. (2020). Forecasting of Paddy Grain and Rice's Price: An ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Model Application. *SOCA: Jurnal Sosial, Ekonomi Pertanian*, *14*(2), 224. https://doi.org/10.24843/soca.2020.v14.i02.p04

Sehusman. (2024). *Analisis Kinerja Perdagangan Komoditas Kelapa Sawit*. https://satudata.pertanian.go.id/assets/docs/publikasi/1F_Analisis_Kinerja_Perdagangan_Kelapa_Sawit_2024_-_publish.pdf

Sihombing, P. R., Lestari, W. P., Nursaskiawati, M. A., & Indryani, E. (2022). Perbandingan Performa ETS dan ARIMA dalam Pemodelan Harga CPO. *Jurnal Ekonomi Dan Statistik Indonesia*, *2*(2), 207–211. https://doi.org/10.11594/jesi.02.02.08

Sugiarto, S., Bustami, & Effendi, R. (2017). Penduga Model Arima Untuk Peramalan Harga Tbs Kelapa Sawit di Propinsi Riau. *Jurnal Sains, Teknologi Dan Industri*, *15*(1), 35–40. https://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/sitekin/article/view/4287

Sukowati, N. N. S. (2022). Pengaruh Fluktuasi Harga Tandan Buah Segar (TBS) terhadap Efek Kesejahteraan Petani Kelapa Sawit Di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Dan Statistik Indonesia*, *2*(3), 282–296. https://doi.org/10.11594/jesi.02.03.05