

Penerapan Metode ARIMA dalam Peramalan NTP di Indonesia Periode 2020-2025

Nuralifa Wijayanti *, Reny Rian Marlina

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

wijayanatinuralifa@gmail.com, renyrianmarlana@gmail.com

Abstract. The Farmer's Terms of Trade (FTT) is an important indicator for assessing the welfare level of farmers in Indonesia. Movements in the FTT, influenced by national and global economic dynamics, exhibit fluctuating patterns as well as long-term trends, requiring a forecasting method capable of capturing these characteristics statistically. This study aims to apply the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method to model and forecast Indonesia's Farmer's Terms of Trade for the period 2020–2025. The data used consist of monthly FTT data obtained from Statistics Indonesia (BPS). The analysis follows the Box–Jenkins approach, including model identification, parameter estimation, and residual diagnostic testing. The results indicate that the FTT data are non-stationary in the mean and require first-order differencing to achieve stationarity. Based on the analysis of the Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF), several candidate ARIMA models were identified, with the best model selected based on parameter significance and the fulfilment of the white noise assumption in the residuals. The selected ARIMA model provides reasonably accurate forecasting results. Therefore, the ARIMA method can serve as an effective approach for forecasting FTT movements and may support policy considerations in the agricultural sector.

Keywords: *Farmer's Terms of Trade, ARIMA, Forecasting.*

Abstrak. Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan indikator penting untuk menilai tingkat kesejahteraan petani di Indonesia. Pergerakan NTP yang dipengaruhi oleh dinamika ekonomi nasional dan global menunjukkan pola fluktuatif serta tren jangka panjang, sehingga memerlukan metode peramalan yang mampu menangkap karakteristik tersebut secara statistik. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam memodelkan dan meramalkan Nilai Tukar Petani (NTP) di Indonesia periode 2020–2025. Data yang digunakan berupa data bulanan NTP yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Metode analisis mengikuti tahapan pendekatan Box–Jenkins, meliputi identifikasi model, estimasi parameter, serta pengujian diagnostik residual. Hasil analisis menunjukkan bahwa data NTP bersifat tidak stasioner pada rata-rata dan memerlukan proses *differencing* satu kali. Berdasarkan analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), diperoleh beberapa kandidat model ARIMA, dengan model terbaik dipilih berdasarkan signifikansi parameter dan pemenuhan asumsi *white noise* pada residual. Model ARIMA terpilih mampu memberikan hasil peramalan yang cukup akurat. Dengan demikian, metode ARIMA dapat digunakan sebagai pendekatan yang efektif dalam meramalkan pergerakan NTP serta berpotensi menjadi dasar pertimbangan kebijakan di sektor pertanian.

Kata Kunci: *Nilai Tukar Petani, ARIMA, Peramalan.*

A. Pendahuluan

Data deret waktu merupakan data yang dicatat secara berurutan dalam interval waktu tertentu dan memiliki karakteristik utama berupa autokorelasi, yaitu adanya ketergantungan antara nilai pada suatu periode dengan periode sebelumnya (Makridakis, Wheelwright, & Hyndman, 2020). Karakteristik ini menyebabkan metode statistik klasik yang mengasumsikan independensi antar pengamatan, seperti regresi linier, menjadi kurang tepat diterapkan pada data deret waktu (Montgomery, Jennings, & Kulahci, 2015). Oleh karena itu, diperlukan metode analisis khusus yang mampu menangkap ketergantungan temporal serta mengatasi permasalahan non-stasioneritas data.

Dibandingkan metode peramalan lain, ARIMA memiliki keunggulan dalam hal keseimbangan antara fleksibilitas model, interpretasi yang jelas, dan ketepatan prediksi. Metode seperti exponential smoothing umumnya terbatas pada pola tren linier sederhana (Hyndman & Athanasopoulos, 2018), sedangkan neural networks cenderung lebih kompleks dan sulit diinterpretasikan (Zhang, 2003). (Zhang, 2003). Pendekatan multivariat seperti VAR juga kurang sesuai karena memerlukan lebih dari satu variabel, sementara data yang dianalisis bersifat univariat.

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu metode yang широко digunakan dalam analisis deret waktu univariat. Menurut Hyndman dan Athanasopoulos (2018), ARIMA menggabungkan komponen autoregressive, *differencing*, dan moving average untuk menstasionerkan data serta memodelkan struktur autokorelasi secara sistematis. Proses pembentukan modelnya mengikuti prosedur Box–Jenkins yang mencakup tahap identifikasi model, estimasi parameter, dan evaluasi diagnostik residual (Montgomery et al. 2015).

Dalam konteks ekonomi pertanian, Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan indikator utama untuk mengukur kesejahteraan petani karena mencerminkan kemampuan tukar antara harga yang diterima dan biaya yang dibayar petani dalam periode tertentu. Secara definisi, NTP adalah rasio antara Indeks Harga yang Diterima Petani (It) dan Indeks Harga yang Dibayar Petani (Ib) yang dinyatakan dalam persentase, di mana It menggambarkan perkembangan harga hasil produksi petani dan Ib mencerminkan perkembangan harga kebutuhan konsumsi serta biaya produksi petani. Konsep ini digunakan untuk melihat daya beli petani terhadap barang konsumsi dan sarana produksi dalam perekonomian pertanian, sehingga data NTP yang diamati secara bulanan cenderung menunjukkan fluktuasi dan tren jangka panjang yang secara statistik bersifat non-stasioner dan relevan untuk dimodelkan menggunakan pendekatan deret waktu (BPS Prov Sulawesi Barat, 2021)

Keunggulan metode ARIMA terletak pada kemampuannya menangani data dengan tren melalui proses *differencing*, serta menyediakan prosedur evaluasi model melalui uji diagnostik residual dan pengukuran akurasi peramalan, seperti Mean Absolute Percentage Error (MAPE) (Montgomery et al., 2015; Makridakis et al., 2020). Dengan karakteristik tersebut, ARIMA dinilai sesuai untuk memodelkan dan meramalkan NTP yang bersifat univariat dan non-stasioner.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode ARIMA dalam membentuk model dan melakukan peramalan Nilai Tukar Petani di Indonesia melalui pendekatan Box–Jenkins. Fokus utama penelitian diarahkan pada tahapan metodologis analisis deret waktu guna memastikan bahwa model yang dihasilkan valid secara statistik dan memiliki ketepatan peramalan yang baik. ARIMA unggul karena mampu menangani data berfluktuasi dan bertendensi melalui transformasi serta *differencing*, dan kelayakan modelnya dapat dievaluasi lewat uji diagnostik residual serta ukuran akurasi seperti MAPE, AIC, AICc, dan BIC (Montgomery et al., 2015).

B. Metode

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa data bulanan Nilai Tukar Petani (NTP) Indonesia periode 2020–2025 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Data tersebut dianalisis menggunakan pendekatan deret waktu dengan metode ARIMA.

Tahapan analisis mengikuti prosedur Box–Jenkins, yang meliputi beberapa langkah utama. Tahap pertama adalah identifikasi model, yang diawali dengan pemeriksaan kestasioneran data secara visual melalui plot deret waktu serta secara formal menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Apabila data tidak stasioner pada rata-rata, dilakukan proses *differencing* hingga diperoleh data yang stasioner Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976).

Untuk menguji kestasioneran data deret waktu, digunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Pengujian ini didasarkan pada konsep bahwa jika data tidak stasioner pada orde nol, maka kestasioneran dapat dicapai dengan melakukan pengujian pada orde berikutnya. Proses pengujian ADF dilakukan melalui model sebagai berikut:

$$y_t = \mu + \rho y_{t-1} + \delta t + e_t \quad t = 1, 2, \dots, T \quad \dots (1)$$

Tahap kedua adalah penentuan orde model ARIMA, yaitu parameter p , d , dan q . Nilai d ditentukan berdasarkan jumlah *differencing* yang diperlukan untuk mencapai kestasioneran. Nilai p dan q ditentukan dengan menganalisis pola pada grafik *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

Untuk mendapatkan nilai d akan dilakukan proses *differencing*. Menurut Ifeanyichukwu Ugoh et al. (2022), proses *differencing* dapat diperluas hingga orde ke- d sesuai kebutuhan, dengan persamaan umum sebagai berikut:

$$X_t^d = (1 - B)^d X_t \quad \dots (2)$$

Nilai q (orde MA) ditentukan dari grafik ACF, yaitu dengan melihat jumlah lag awal yang menunjukkan autokorelasi signifikan sebelum pola terputus (*cut-off*). Lag signifikan tersebut merepresentasikan banyaknya komponen moving average dalam model. Secara fungsi dapat dinyatakan dengan persamaan:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2}, k = 1, 2 \quad \dots (3)$$

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) digunakan untuk menentukan nilai p (orde *autoregressive*) dengan mengidentifikasi jumlah lag awal yang menunjukkan korelasi signifikan antara Z_t dan Z_{t-k} setelah pengaruh lag di antaranya dieliminasi, yang secara matematis dinyatakan dalam persamaan PACF.

$$\phi_{k+1,k+1} = \frac{\rho(k+1) - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho(k+1-j)}{1 - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho(j)} \quad \dots (4)$$

Setelah nilai parameter p , d , dan q ditentukan, model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dibangun dengan mengombinasikan komponen *autoregressive* (AR) orde ke- p , moving average (MA) orde ke- q , serta proses pembedaan (*differencing*) sebanyak d kali untuk mencapai kestasioneran deret waktu. Secara umum, model tersebut dinotasikan sebagai ARIMA (p, d, q) tersebut dinyatakan sebagai berikut:

$$\phi_p B(1 - B)^d X_t = \mu + \theta_q(B) \varepsilon_t \quad \dots (5)$$

Tahap selanjutnya adalah estimasi parameter model ARIMA menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), kemudian parameter diuji signifikansinya dengan uji-t pada taraf 5%. Model yang parameternya signifikan dan memiliki struktur paling sederhana dipertimbangkan sebagai kandidat terbaik. Model tersebut selanjutnya diuji melalui uji *white noise* residual untuk memastikan tidak ada autokorelasi yang tersisa, serta uji normalitas residual Kolmogorov-Smirnov untuk menilai kesesuaian distribusi residual. Pemilihan model akhir didasarkan pada tingkat akurasi peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), di mana nilai terkecil menunjukkan kinerja terbaik. Model ARIMA terpilih kemudian digunakan untuk meramalkan Nilai Tukar Petani (NTP) periode Juni hingga Desember 2025 guna memberikan gambaran kuantitatif mengenai kecenderungan kesejahteraan petani. (SAS/ETS 4.3 User's Guide Th... 2017).

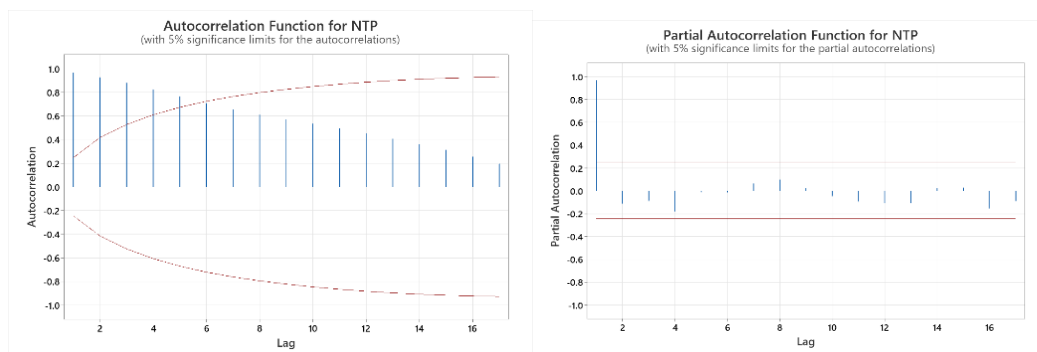
Selain MAPE, pemilihan model juga didukung oleh kriteria informasi yaitu *Akaike Information Criterion* (AIC), *Corrected Akaike Information Criterion* (AICc), dan *Bayesian Information Criterion* (BIC). AIC digunakan untuk menyeimbangkan ketepatan model dan kompleksitas parameter, sedangkan AICc merupakan koreksi AIC untuk ukuran sampel kecil agar menghasilkan estimasi yang lebih tidak bias. BIC memberikan penalti parameter yang lebih besar sehingga cenderung memilih model yang lebih sederhana. Secara umum, model ARIMA terbaik dipilih berdasarkan nilai MAPE, AIC, AICc, dan BIC yang paling kecil, karena menunjukkan keseimbangan optimal antara akurasi dan kesederhanaan model.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan



Gambar 1. Nilai Tukar Petani Periode Jan 2020 – Juni 2025 dalam Plot.

Berdasarkan visual plot, fluktuasi NTP erat kaitannya dengan dampak dan pemulihan pasca COVID-19 penurunan tajam awal 2020 terjadi saat pandemi menekan permintaan, mengganggu distribusi, dan membuat harga jual hasil pertanian turun sementara biaya tetap tinggi, kenaikan sepanjang 2021 mencerminkan pemulihan aktivitas ekonomi dan rantai pasok; penurunan kembali pertengahan 2022 menunjukkan fase penyesuaian pascapandemi ketika harga komoditas melemah dan biaya produksi meningkat; kondisi relatif stabil awal 2023 menandakan mulai tercapainya keseimbangan harga *input-output*; kenaikan kuat 2024 mencerminkan ekonomi yang lebih pulih dan inflasi lebih terkendali sehingga pendapatan riil petani membaik; sedangkan awal 2025 yang stabil meningkat menunjukkan kondisi pasar yang lebih normal dibanding periode krisis pandemi.



Gambar 2. Nilai ACF dan PACF dari Nilai Tukar Petani.

Menurut Yanti et al., kestasioneran deret waktu dapat diidentifikasi tidak hanya melalui uji formal, tetapi juga dari pola visual plot ACF dan PACF. Plot ACF menunjukkan peluruhan autokorelasi secara bertahap (*gradual decay*), yang mengindikasikan variabilitas data relatif stabil, namun deret belum stasioner dalam rata-rata karena masih mengandung tren. Oleh karena itu, kestasioneran rata-rata selanjutnya diverifikasi menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF).

Tabel 1. Tabel Nilai ADF Data Aktual.

<i>Augmented Dickey-Fuller</i>	
Test Statistic	0.132849
p-value	0.968
Critical value	-2.90715

Hasil pengujian pada Tabel 1 menunjukkan bahwa nilai p-value data Nilai Tukar Petani (NTP) di Indonesia sebesar 0,968, yang melebihi taraf signifikansi $\alpha = 0,05$. Kondisi ini mengindikasikan bahwa hipotesis nol tidak dapat ditolak, sehingga data dinyatakan belum stasioner dalam rata-rata. Oleh karena itu, diperlukan tahap *differencing* untuk menghilangkan komponen tren dan mencapai kestasioneran data.

Tabel 2. Tabel Nilai ADF Setelah *Differencing* Pertama.

<i>Augmented Dickey-Fuller</i>	
Test Statistic	-6.05053
p-value	0.000
Critical value	-2.90715

Berdasarkan Tabel 2, nilai p-value sebesar 0,000 lebih kecil dari $\alpha = 0,05$ sehingga H_0 ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata setelah *differencing* pertama, sehingga ditetapkan orde *differencing* $d = 1$.

Tabel 3. Nilai ACF *Differencing* Pertama.

lag	ACF	T
1	0.264446	2.13*
2	0.082955	0.63
3	-0.096067	-0.72
4	-0.087475	-0.65
5	-0.115247	-0.85
6	-0.134527	-0.98
7	-0.248439	-1.79
8	-0.152114	-1.05
9	-0.050505	-0.34
10	0.095096	0.64
11	0.182212	1.22
12	0.330570	2.17*
13	0.210329	1.29
14	-0.055773	-0.33
15	-0.001445	-0.01
16	-0.139022	-0.83

Setelah dilakukan *differencing* pertama, berdasarkan table 3 pengujian dilakukan dengan kriteria menolak H_0 apabila nilai $|T| > 1,96$. Berdasarkan hasil analisis, hanya pada lag ke-1 dan lag ke-12 nilai statistik uji yang melampaui batas interval kepercayaan, sehingga kedua lag tersebut dinyatakan signifikan.

Tabel 4. Nilai PACF *Differencing* Pertama.

lag	PACF	T
1	0.264446	2.13*
2	0.014003	0.11
3	-0.130553	-1.05
4	-0.034694	-0.28
5	-0.075197	-0.61
6	-0.101008	-0.81
7	-0.213911	-1.72
8	-0.063086	-0.51
9	-0.011956	-0.10
10	0.057619	0.46
11	0.102576	0.83
12	0.245426	1.96
13	0.068863	0.56
14	-0.197877	-1.60
15	-0.075262	0.61
16	-0.113633	-0.92

Setelah dilakukan *differencing* pertama, pengujian menggunakan kriteria penolakan H_0 apabila nilai $|T| > 1,96$. Hasil analisis menunjukkan bahwa hanya pada lag ke-1 nilai statistik uji yang melampaui batas interval kepercayaan, sehingga lag tersebut dinyatakan signifikan.

Dengan ditetapkan orde *differencing* $d = 1$, identifikasi model berdasarkan plot ACF dan PACF menunjukkan signifikansi pada lag ke-1 dan ke-12 (ACF) serta lag ke-1 (PACF). Berdasarkan pola tersebut, diperoleh beberapa kandidat model ARIMA, yaitu ARIMA (0,1,0), ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,1), ARIMA (0,1,12), dan ARIMA (1,1,12), yang selanjutnya diestimasi parameternya dan diuji signifikansinya untuk menentukan model yang layak.

Tabel 5. Hasil Ljung-Box.

Model ARIMA	P-Value	Keputusan
(1,1,0)	0.2412	White noise
(0,1,1)	0.1289.	White noise

Hasil uji Box–Ljung menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,1) telah memenuhi asumsi residual *white noise*, yang ditandai dengan nilai p-value lebih besar dari $\alpha = 0,05$. Setelah asumsi tersebut terpenuhi, tahap berikutnya adalah menguji distribusi residual untuk memastikan kenormalannya menggunakan uji Kolmogorov–Smirnov.

Tabel 6. Hasil Normalitas Kolmogorov-Smirnov.

Model ARIMA	P-Value	Keputusan
(1,1,0)	0.07004	Normal
(0,1,1)	0.03882	Tidak normal

Hasil uji normalitas Kolmogorov–Smirnov menunjukkan bahwa residual model ARIMA (1,1,0) berdistribusi normal (p-value $> 0,05$), sedangkan ARIMA (0,1,1) tidak memenuhi asumsi normalitas (p-value $< 0,05$). Meskipun demikian, peramalan tetap dapat dilakukan karena normalitas residual bukan syarat mutlak dalam analisis deret waktu. Untuk menilai kinerja model secara objektif, selanjutnya dilakukan evaluasi akurasi peramalan.

Tabel 7. Hasil MAPE, AIC, AICc dan BIC.

Model	Nilai MAPE	Nilai AIC	Nilai AICc	Nilai BIC
ARIMA(1,1,0)	0.6270108	195.33	195.72	201.85
ARIMA(0,1,1)	0.6308983	195.96	196.35	202.48

Berdasarkan hasil evaluasi akurasi, model ARIMA (1,1,0) memiliki nilai MAPE, AIC, AICc, dan BIC yang lebih kecil dibandingkan ARIMA (0,1,1), sehingga dipilih sebagai model terbaik. Selain itu, residual model tidak menunjukkan autokorelasi, sehingga model dinyatakan layak digunakan.

Model ARIMA (1,1,0)

$$(1 - B)(1 - \phi_1 B)X_t = \mu'$$

$$\text{Perbedaan 1} \quad \text{AR}(1) \quad \text{MA}(0)$$

$$(1 - \phi_1 B - B + \phi_1 B^2)X_t = \mu'$$

$$[1 - (1 + \phi_1)B + \phi_1 B^2]X_t = \mu'$$

$$X_t - (1 + \phi_1)X_{t-1} + \phi_1 X_{t-2} = \mu'$$

$$X_t = \mu' + (1 + \phi_1)X_{t-1} - \phi_1 X_{t-2}$$

$$X_t = 0,2659 + 1,2648X_{t-1} - 0,2648X_{t-2}$$

$$\text{Misal kan akan mencari } X_{Juli} = 0,2659 + 1,2648X_{Juni} - 0,2648X_{Mei}$$

Analisis deskriptif terhadap data NTP menunjukkan bahwa selama periode Januari 2020 hingga Juni 2025, NTP di Indonesia mengalami fluktuasi yang cukup signifikan. Pada awal tahun 2020, NTP cenderung menurun akibat dampak pandemi COVID-19 yang menekan harga hasil pertanian dan meningkatkan biaya produksi. Memasuki tahun 2021 hingga 2022, NTP mulai mengalami perbaikan seiring dengan pemulihan ekonomi dan membaiknya distribusi hasil pertanian.

Hasil uji stasioneritas menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* menunjukkan bahwa data NTP pada tingkat level belum stasioner. Oleh karena itu, dilakukan proses *differencing* satu kali sehingga data menjadi stasioner dalam rata-rata. Berdasarkan hasil analisis ACF dan PACF pada data hasil *differencing*, diperoleh beberapa model ARIMA kandidat.

Setelah dilakukan estimasi parameter dan evaluasi model, diperoleh model ARIMA terbaik yang memiliki nilai AIC dan MSE paling kecil dibandingkan model kandidat lainnya. Hasil uji diagnostik menunjukkan bahwa residual model bersifat *white noise* dan berdistribusi normal, sehingga model layak digunakan untuk peramalan.

Hasil peramalan NTP menunjukkan kecenderungan pergerakan yang relatif stabil dengan fluktuasi ringan pada periode peramalan. Temuan ini mengindikasikan bahwa model ARIMA mampu menangkap pola historis NTP dengan baik. Secara substantif, hasil peramalan tersebut dapat memberikan gambaran awal mengenai kondisi kesejahteraan petani di masa mendatang, khususnya dalam menghadapi ketidakpastian ekonomi.

Hasil Temuan Pertama

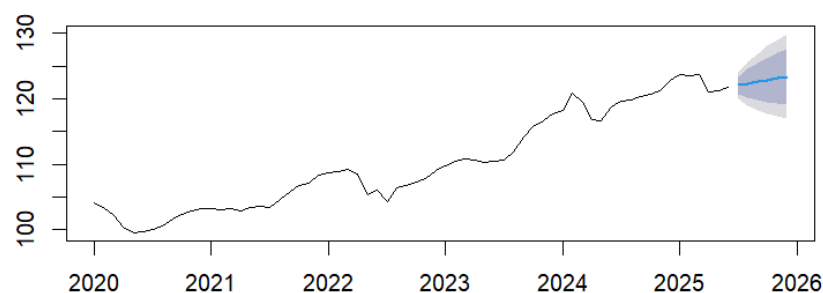
Hasil Peramalan menggunakan ARIMA (1,1,0)

Tabel 8. Hasil peramalan ARIMA.

Periode	Hasil peramalan
Juli 2025	122.1368
Agustus 2025	122.5131
September 2025	122.8787
Oktober 2025	122.2413
November 2025	123.6033
Desember 2025	123.965

Peramalan dilakukan menggunakan model ARIMA (1,1,0) yang terpilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai MAPE terkecil. Model ini digunakan untuk memproyeksikan NTP selama enam bulan, yaitu Juli hingga Desember 2025.

Forecasts from ARIMA(1,1,0) with drift



Gambar 3. Contoh Gambar Hasil Temuan.

Secara keseluruhan, model telah melalui pengujian asumsi, pemilihan model terbaik, dan evaluasi akurasi. Gambar yang ditampilkan memperlihatkan kombinasi data aktual dan hasil peramalan yang merepresentasikan kemampuan model dalam menangkap pola historis dan memproyeksikan kondisi ke depan.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dengan pendekatan Box–Jenkins dapat diterapkan secara efektif dalam memodelkan dan meramalkan data Nilai Tukar Petani (NTP) di Indonesia. Proses *differencing* diperlukan untuk mengatasi ketidakstasioneran data, dan model ARIMA terpilih mampu memenuhi kriteria statistik serta uji diagnostik yang ditetapkan.

Hasil peramalan NTP menunjukkan pola pergerakan yang relatif stabil dengan fluktuasi tertentu, yang mencerminkan dinamika sektor pertanian dan kondisi ekonomi secara umum. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pemerintah dan pemangku kepentingan dalam merumuskan kebijakan yang mendukung peningkatan kesejahteraan petani. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar menggunakan variabel tambahan atau metode peramalan lain sebagai pembanding guna memperoleh hasil yang lebih komprehensif.

Daftar Pustaka

- Badan Pusat Statistik. (2025). *BADAN PUSAT STATISTIK BPS-STATISTICS INDONESIA*.
- Bernardino, M. (2023). Penerapan CUSUM-Tukey's Control Chart untuk Mendeteksi Perubahan Rata-Rata Proses pada Data Non-Normal. *Jurnal Riset Statistika*, 3(2), 119–124. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i2.2955>
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Peramalan dan Metode Box-Jenkins (ARIMA) EKONOMETRIK A*.
- Khalis Syahril Suryana, Syahla Anisah, & Aceng Komarudin Mutaqin. (2024). Uji Dua Rata-Rata Waktu Belajar Mandiri Antara Mahasiswa Laki-Laki dan Perempuan. *Jurnal Riset Statistika*, 103–110. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i2.5002>
- BPS Prov Sulawesi Barat. (2021). *NILAI TUKAR PETANI*.
- Oktoriandi, D. (2022). Penerapan uji Q Cochran terhadap Atribut Produk Laptop Menggunakan Multiple Response Analysis (MRA). *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 127–134. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.521>
- Makridakis, Spyros G. Wheelwright, & Rob J Hyndman. (2020). *Forecasting Methods for Management 3rd Edition*.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Wiley Series in Probability and Statistics*.
- Rob J Hyndman. (2018). *Forecasting: Principles & Practice*.
- 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>
- SAS/ETS® 14.3 User's Guide The ARIMA Procedure. (2017). <http://support.sas.com/thirdpartylicenses>.
- Sofia Yanti, T., Nur Azizah Komara Rifai, Ms., Marizsa Herlina, Ms., & Agustin Nuriani Sirodj, D. (n.d.). *Modul Praktikum Modul Praktikum Analisis Data II*.
- Ugoh, C. I., Echebiri, U. V., Temisan, G. O., Iwuchukwu, J. K., & Guobadia, E. K. (2022). On Forecasting Nigeria's GDP: A Comparative Performance of Regression with ARIMA Errors and ARIMA Method. In *International Journal of Mathematics and Statistics Studies* (Vol. 10, Number 4). <https://www.eajournals.org/>