
Peramalan Nilai Tukar Petani Subsektor Hortikultura Menggunakan ARIMA

Prediction of Horticulture Subsector Farmers' Exchange Rate Using ARIMA

Silvia Nur'Adilah¹, Bunga Mardhotillah²

^{1,2}Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Jambi

¹silvianuradilahh@gmail.com; ²bunga.mstat08@unja.ac.id

Abstrak

Nilai tukar petani subsektor hortikultura menjadi salah satu tolak ukur yang digunakan untuk melihat tingkat kesejahteraan hidup petani yang diukur dari peningkatan pendapatan dan daya beli petani untuk memenuhi kehidupan sehari-hari. Angka dari nilai tukar petani subsektor hortikultura mengalami fluktuasi di setiap bulan maupun di setiap tahunnya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melihat perubahan dari angka tersebut dengan cara meramalkan nilai tukar petani subsektor hortikultura selama beberapa periode kedepan. Pada penelitian ini akan dilakukan peramalan selama 4 periode kedepan. Metode yang digunakan adalah metode analisis deret waktu, yaitu ARIMA. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai tukar petani subsektor hortikultura pada bulan September 2023 sebesar 113.692, Oktober 2023 sebesar 114.125, November 2023 adalah 114.557 dan Desember 2023 sebesar 114.990.

Kata Kunci: ARIMA, NTPH, peramalan

Abstract

The exchange rate of farmers in the horticulture subsector is one of the benchmarks used to see the level of welfare of farmers as measured by the increase in income and purchasing power of farmers to fulfill their daily lives. The figures for the exchange rate for farmers in the horticulture subsector fluctuate every month and every year. The purpose of this research is to see changes in figure by forecasting the exchange rate for farmers in the horticulture subsector over the next few periods. In this research, forecasting will be carried out for the next four periods. The method used is the time series analysis method, namely ARIMA. The results showed that the exchange rate for farmers in the horticulture subsector in September 2023 was 113.692, October 2023 was 114.125, November 2023 was 114.557 and December 2023 was 114.990.

Keywords: ARIMA, NTPH, forecasting

Pendahuluan

Nilai Tukar Petani (NTP) adalah salah satu indikator yang diperhitungkan perannya untuk melihat kemampuan daya beli petani sehingga dapat mengukur tingkat kesejahteraan dari petani [1] Tingkat kesejahteraan petani tersebut dapat diukur dari peningkatan pendapatan petani serta daya beli petani untuk memenuhi kebutuhan hidupnya sehari-hari. Jika semakin tinggi nilai tukar petani, maka petani secara relatif lebih sejahtera [2].

Perhitungan Nilai Tukar Petani diperoleh dari perbandingan antara indeks harga yang diterima oleh petani dan indeks harga yang dibayar oleh petani [3-5]. Indeks Harga yang Diterima Petani (It) merupakan indeks yang diperoleh dari indikator yang menunjukkan perkembangan harga yang diterima petani atas hasil produksi petani. Sedangkan Indeks Harga yang Dibayar Petani (Ib) merupakan indeks yang dibayar petani untuk barang-barang dan jasa yang mereka butuhkan dalam aktivitas produksi pertanian maupun konsumsi rumah tangga petani.

Cakupan komoditas NTP terbagi menjadi 5 subsektor, salah satunya yaitu subsektor hortikultura [6]. Kata Hortikultura berasal dari bahasa latin, yaitu “hortus” yang berarti tanaman kebun dan “cultura/colere” yang berarti budidaya sehingga dapat diartikan bahwa hortikultura merupakan budidaya tanaman kebun [7]. Hortikultura merupakan kegiatan budidaya tanaman kebun dengan menggabungkan ilmu, seni dan teknologi dalam mengelola tanaman yang berupa tanaman sayur-sayuran, buah-buahan, tanaman hias dan tanaman obat [8].

Produk yang dihasilkan dari hortikultura merupakan salah satu produk pertanian yang mempunyai potensi besar untuk dikembangkan menjadi produk unggulan yang mampu meningkatkan kesejahteraan petani karena memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan potensi pasar yang luas baik di dalam negeri maupun di luar negeri [9]. Nilai tukar petani subsektor hortikultura (NTPH) digunakan untuk melihat bagaimana perubahan dari harga-harga produsen di setiap kelompok komoditas hortikultura sehingga bisa diperhitungkan untuk memperoleh angka nilai tukar petani [10]. Angka tersebut memiliki arti yang berbeda-beda. Secara umum terbagi menjadi 3 macam, yaitu 1) jika angka NTPH > 100 maka petani mengalami Surplus, artinya kenaikan harga pada saat petani menjual produksinya lebih besar dibandingkan dengan kenaikan harga yang dikeluarkan petani untuk memenuhi kebutuhan hidup dan biaya produksinya. Hal ini berarti bahwa pendapatan petani naik lebih besar dari pengeluarannya sehingga tingkat kesejahteraan petani lebih baik, 2) jika angka NTPH = 100 maka mengalami petani Impas/break-even, artinya kenaikan atau penurunan harga produksi petani sama dengan kenaikan atau penurunan harga barang dan biaya kondisi produksinya. Hal ini berarti bahwa pendapatan dan pengeluaran petani sama sehingga tingkat kesejahteraan petani tidak mengalami perubahan, 3) jika angka NTPH < 100 maka petani mengalami Defisit, artinya kenaikan harga barang yang diproduksi petani relative lebih kecil dibandingkan dengan kenaikan harga barang/jasa konsumsi dan biaya produksinya. Hal ini berarti bahwa tingkat kesejahteraan petani menurun.

Nilai tukar petani subsektor hortikultura seringkali mengalami fluktuasi yang signifikan di setiap bulannya sehingga diperlukannya peramalan. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan dengan tujuan meramalkan nilai tukar petani subsektor hortikultura karena dapat membantu para petani kedepannya dalam merencanakan penggunaan sumber daya seperti tanah, air dan tenaga kerja dengan lebih efisien sehingga dapat membantu mengurangi resiko kerugian finansial serta dapat memaksimalkan hasil panennya.

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder, yaitu data nilai tukar petani subsektor hortikultura yang diperoleh dari *website* resmi Badan Pusat Statistik Provinsi Jambi. Cakupan data penelitian ini adalah 56 bulan dari Januari 2019 sampai Agustus 2023 di Provinsi Jambi. Metode analisis data yang digunakan adalah metode analisis deret waktu, yaitu ARIMA.

1. Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu merupakan analisis yang pada dasarnya digunakan untuk menganalisis data yang mempertimbangkan faktor waktu. Data tersebut dikumpulkan secara berkala sesuai dengan urutan waktu yang bisa melibatkan interval waktu seperti, harian, mingguan, bulanan, kuartalan dan tahunan.

Analisis deret waktu dapat berguna dalam meramalkan masa yang akan datang. Untuk memilih metode peramalan yang tepat untuk data deret waktu, penting untuk memahami pola yang ada pada data yang akan diramal. Pola-pola ini dapat diklasifikasikan menjadi 4 jenis, yaitu pola data horizontal, pola data *trend*, pola data musiman dan pola data siklis.

2. ARIMA

ARIMA merupakan singkatan dari *Autoregressive Integrated Moving Average* yang pertama kali dikembangkan oleh Geogre Box dan Gwilym Jenkins. Dalam ARIMA, data yang digunakan adalah satu variabel dependen dari data deret waktu hingga data saat ini terhadap waktu yang akan dilakukan peramalan. ARIMA merupakan model yang mewakili dari 3 model, yaitu model *Autoregressive* (AR), model *Moving Average* (MA) dan model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) (Rusyida, 2022). Bentuk umum model tersebut adalah sebagai berikut [11].

a) Model *Autoregressive* (AR)

Bentuk umum model *Autoregressive* (AR) dengan orde p atau yang dinotasikan dengan $AR(p)$ adalah:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t$$

dengan:

Z_t : Data pada periode ke- t

$\phi_1 \dots \phi_p$: Koefisien orde p

α_t : Galat pada waktu t

b) Model *Moving Average* (MA)

Bentuk umum model *Moving Average* (MA) dengan orde q atau yang dinotasikan dengan $MA(q)$ adalah:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

dengan:

Z_t : Data pada periode ke- t

$\theta_1 \dots \theta_q$: Koefisien orde q
 α_t : Galat pada waktu t sampai $t - q$

c) Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model ARMA merupakan gabungan dari model AR dengan orde p dan MA dengan orde q yang dapat ditulis dengan notasi ARMA (p, q). Bentuk umum model ARMA adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)Z_t = \theta_q(B)\alpha_t$$

dengan:

$$\begin{aligned} \phi_p(B) &= 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \\ \theta_q(B) &= 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \end{aligned}$$

Z_t : Data pada periode ke- t
 $\phi_1 \dots \phi_p$: Koefisien orde p
 $\theta_1 \dots \theta_q$: Koefisien orde q
 B : Operator *backward shift*
 α_t : Galat pada waktu t

d) Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARMA merupakan gabungan dari model AR dengan orde p dan MA dengan orde q yang dapat ditulis dengan notasi ARMA (p, q). Bentuk umum model ARMA adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)\alpha_t$$

dengan:

$$\begin{aligned} \phi_p(B) &= 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 \dots - \phi_p B^p \\ \theta_q(B) &= 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 \dots - \theta_q B^q \end{aligned}$$

Z_t : Data pada periode ke- t
 $\phi_1 \dots \phi_p$: Koefisien orde p
 $\theta_1 \dots \theta_q$: Koefisien orde q
 B : Operator *backward shift*
 d : Koefisien orde d (*differencing*)
 α_t : Galat pada waktu t

Peramalan dengan menggunakan metode ARIMA dilakukan dengan lima tahapan, yaitu:

1. Identifikasi Model

Dalam mengidentifikasi model, tahapan yang dilakukan adalah melakukan plot data untuk melihat apakah data deret waktu telah memenuhi syarat stasioneritas atau tidak. Data deret waktu merupakan suatu peubah acak yang diamati berdasarkan pada waktu (t) sehingga data tersebut mengikuti proses stokastik (Kusdarwati, Effendi & Handoyo, 2022).

2. Estimasi Parameter

Dalam mengestimasi parameter, tahapan yang dilakukan adalah menentukan pendugaan model awal atau sementara ARIMA (p, d, q). Pendugaan model awal ditentukan dengan

melihat plot *autocorelation* (ACF) dan plot *partial autocorelation* (PACF) dari data yang telah stasioner.

Plot ACF merupakan metode yang digunakan dalam analisis deret waktu untuk menunjukkan besarnya korelasi antara setiap pengamatan pada waktu t dengan pengamatan $t-k$ dalam deret waktu yang sama [12].

Plot PACF merupakan metode yang digunakan dalam analisis deret waktu untuk menunjukkan besarnya korelasi antara setiap pengamatan pada waktu t dengan pengamatan $t + k$ setelah menghilangkan dependensi linear pada variabel $t + 1, t + 2 \dots t + k - 1$ terhadap $t + k$.

3. Pemeriksaan Diagnostik Model

Setelah ditentukan model awal, langkah selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik model. Pemeriksaan diagnostik model dilakukan untuk membuktikan bahwa model layak untuk digunakan. Dalam pemeriksaan diagnostik model terbagi menjadi dua tahapan [13], yaitu sebagai berikut:

a. Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter dilakukan dengan menggunakan nilai *p-value* yang dihasilkan pada model ARIMA (p, d, q).

b. Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model meliputi 2 asumsi, yaitu:

1) Uji *White Noise*

Uji *white noise* dilakukan untuk melihat apakah model sudah layak atau belum. Kelayakan tersebut dinilai dengan melakukan pengujian asumsi *white noise* untuk memeriksa apakah terdapat korelasi antara lag residualnya dengan menggunakan uji *L-Jung Box* [14, 15]. Adapun statistik uji *L-Jung Box* adalah sebagai berikut:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \left(\frac{r_k}{n - k} \right)$$

dimana:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (e_t - \bar{e})(e_{t-k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e})^2}$$

dengan:

- r_k : koefisien autokorelasi residual lag k , dengan $k = 0, 1, 2 \dots$
- K : lag maksimum
- n : jumlah data
- k : lag ke- k
- e_t : residual periode ke- t

2) Uji Asumsi Normalitas Residual

Uji asumsi normalitas residual dilakukan untuk mengetahui apakah model telah memenuhi asumsi kenormalan residual atau belum [14]. Uji yang digunakan adalah Uji *Kolmogorov-smirnov*. Adapun statistik uji *Kolmogorov-Smirnov* adalah sebagai berikut:

$$D_{hitung} = \sup_x |W_s(x) - W_t(x)|$$

dengan:

D_{hitung} : deviasi maksimum

\sup_x : nilai supremum untuk semua x dari mutlak selisih $W_s(x)$ dan $W_t(x)$

W_s : fungsi distribusi kumulatif berdistribusi normal

W_t : fungsi distribusi kumulatif dari data sampel

4. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik pada penelitian ini dilakukan dengan melihat nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang paling terkecil dari semua model ARIMA (p, d, q) yang telah dilakukan uji asumsi sebelumnya.

Sebelum dilakukan peramalan, perlu dilakukan perhitungan nilai MAPE untuk melihat kemampuan peramalan dengan model ARIMA yang telah memenuhi semua asumsi. MAPE merupakan nilai yang diperoleh dari rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan. Model dikatakan baik adalah model yang memiliki nilai MAPE yang kecil [16].

Adapun rumus MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \right) \times 100\%$$

dengan:

n : jumlah data

Z_t : data periode ke- t

\hat{Z}_t : data hasil ramalan periode ke- t

Kriteria kemampuan peramalan dari nilai MAPE terbagi menjadi 4 [17] seperti pada tabel 1.

Tabel 1. kemampuan peramalan dari nilai MAPE

MAPE (x)	Kemampuan Peramalan
$x \leq 10\%$	Sangat baik
$10\% \leq x < 20\%$	Baik
$20\% \leq x < 50\%$	Cukup baik
$x \geq 50\%$	Buruk

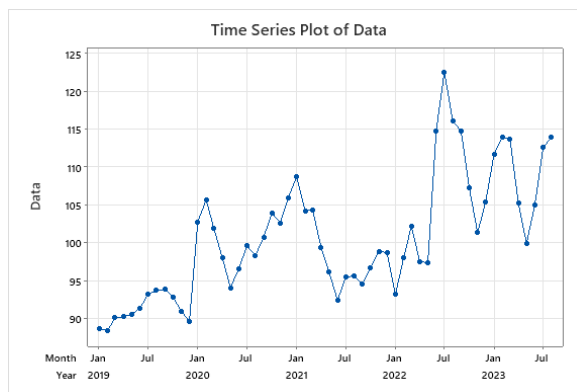
5. Peramalan

Setelah pemilihan model terbaik, langkah terakhir adalah peramalan.

Hasil dan Pembahasan

1. Identifikasi Model

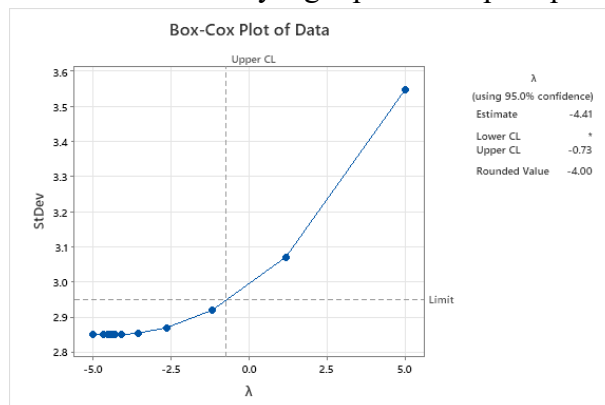
Tahap awal ARIMA adalah identifikasi model. Model diidentifikasi untuk mengetahui kestasionerannya terhadap nilai variansi dan nilai rata-ratanya. Plot data yang diperoleh seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Plot data untuk mengidentifikasi model ARIMA

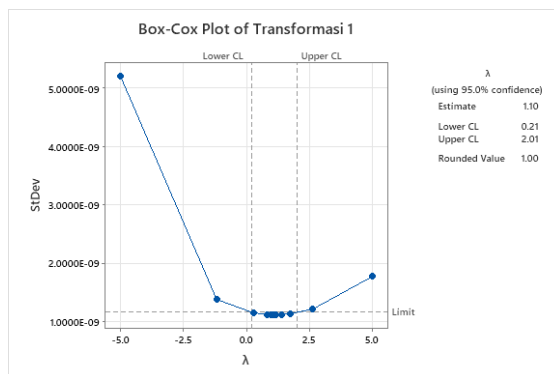
Berdasarkan pada plot data diatas, terlihat bahwa data tidak stasioner dalam variansi maupun rata-rata karena tidak berfluktuasi disekitar variansi maupun rata-rata yang tetap atau konstan [18].

Untuk mengidentifikasi stasioneritas data dalam nilai variansi dilakukan dengan menggunakan Transformasi Box-cox. Hasil yang diperoleh seperti pada gambar 2.



Gambar 2. Transformasi Box-cox

Berdasarkan pada Box-cox plot, terlihat bahwa nilai *rounded value* (λ) bernilai -4.00 yang berarti bahwa data tidak stasioner dalam variansi. Kestasioneran dalam variansi dapat diperoleh dengan melakukan transformasi Box-Cox sampai memperoleh nilai rounded value bernilai 1.00. Hasil transformasi Box-Cox pertama adalah sebagai berikut:



Gambar 3. transformasi Box-Cox pertama

Dari hasil transformasi Box-Cox pertama, terlihat bahwa nilai *rounded value* (λ) bernilai 1.00 yang berarti bahwa data NTPH sudah stasioner dalam variansi.

Tahapan selanjutnya adalah pengecekan kestasioneran data dalam rata-rata yang pada penelitian dilakukan dengan menggunakan uji ADF. Hasil yang diperoleh seperti pada tabel 2.

Tabel 2. P-Value menggunakan uji ADF

<i>P-Value</i>	Keterangan
0.282	Tidak Stasioner

Berdasarkan pada tabel diatas, terlihat bahwa nilai p-value > 0.05 , yaitu bernilai 0.282 yang berarti bahwa data belum stasioner dalam rata-rata. Agar data stasioner, akan dilakukan *differencing* sampai nilai p-value < 0.05 . Hasil yang diperoleh seperti pada tabel 3.

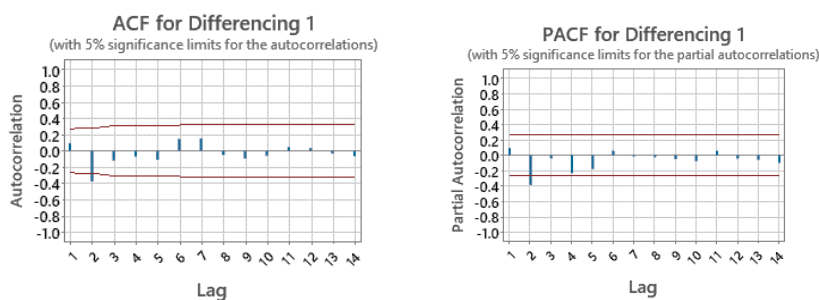
Tabel 3. P-Value hasil *differencing* menggunakan uji ADF

<i>P-Value</i>	Keterangan
0.282	Tidak Stasioner

Setelah dilakukan *differencing* 1 kali terlihat bahwa nilai p-value < 0.05 , yaitu bernilai 0.000 yang berarti bahwa data sudah stasioner dalam nilai rata-rata.

2. Estimasi Parameter

Setelah data stasioner, tahapan selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter untuk menentukan model tentatif ARIMA (p, d, q) dengan memplotkan data yang telah stasioner. Plot data yang dilakukan adalah membentuk plot ACF dan plot PACF [19].



Gambar 2. (a) ACF (b) PACF

Berdasarkan pada plot ACF dan PACF diatas, model tentatif ARIMA (p, d, q) yang terbentuk adalah model ARIMA ([0,1,1],[1,1,0],[1,1,1]).

3. Pemeriksaan Diagnostik Model

Pemeriksaan diagnostik model dilakukan dengan pengujian asumsi signifikansi parameter dan pengujian asumsi white noise untuk melihat kelayakan model [20].

a. Uji Signifikansi Parameter

Berikut adalah hasil uji signifikansi parameter model ARIMA

Tabel 4. Hasil uji signifikasi parameter model ARIMA

Model	Parameter	Koefisien Parameter	<i>P-value</i>	Keterangan
ARIMA(0,1,1)	MA(1)	-0.539	0.000	Signifikan
ARIMA(1,1,0)	AR(1)	0.203	0.138	Tidak Sginifikan
ARIMA(1,1,1)	AR(1)	-0.308	0.202	Tidak Signifikan
	MA(1)	-0.735	0.000	Signifikan

Berdasarkan tabel diatas, terlihat bahwa model ARIMA (0,1,1) merupakan model dengan parameter yang signifikan. Parameter dikatakan signifikan jika nilai *p-value* nya berada pada nilai yang < 0.05 . Dengan demikian, model ARIMA (0,1,1) memenuhi syarat signifikansi parameter. Karena hanya 1 model yang memenuhi syarat signifikansi parameter, maka yang akan diuji kesesuaian model nya hanya model ARIMA (0,1,1) saja.

b. Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model meliputi uji asumsi *white noise* residual dan uji asumsi normalitas residual yang dihasilkan pada model ARIMA (0,1,1).

1) Uji *White Noise*

Berikut adalah hasil uji *white noise* pada model ARIMA (0,1,1) seperti pada tabel 5.

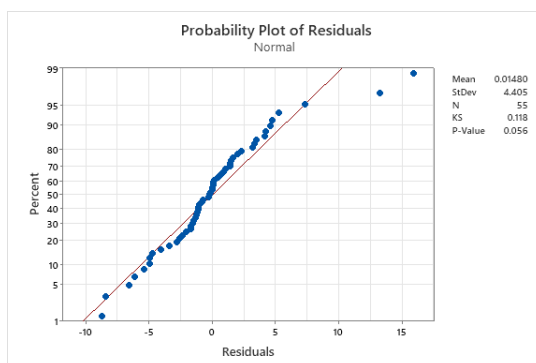
Tabel 5. Hasil uji *white noise* pada model ARIMA (0,1,1).

Lag	<i>P-value</i>	Keterangan
12	0.207	<i>White Noise</i>
24	0.616	<i>White Noise</i>
36	0.428	<i>White Noise</i>
48	0.695	<i>White Noise</i>

Berdasarkan pada tabel diatas, terlihat bahwa model model ARIMA (0,1,1) tidak terdapat lag yang mempunyai nilai $p\text{-value} < 0.05$. Hal ini menandakan bahwa tidak adanya autokorelasi residual pada lag tersebut sehingga model ARIMA (0,1,1) memenuhi asumsi *white noise*.

2) Uji Normalitas Residual

Dengan menyajikan plot uji normalitas residual dengan menggunakan uji *kolmogorov-smirnov* pada model ARIMA (0,1,1), hasil yang diperoleh seperti pada gambar 3.



Gambar 3. Grafik uji normalitas dengan menggunakan uji *kolmogorov-smirnov* pada model ARIMA (0,1,1),

Berdasarkan gambar 3, terlihat bahwa nilai $p\text{-value}$ pada uji normalitas residual > 0.05 , yaitu 0.056. Hal itu berarti bahwa residual memenuhi asumsi normalitas.

4. Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan pada uji asumsi yang telah dilakukan sebelumnya, diperoleh bahwa model ARIMA yang lolos sampai tahap pemilihan model terbaik adalah hanya model ARIMA (0,1,1). Sehingga, model terbaik yang akan digunakan untuk peramalan adalah model ARIMA (0,1,1).

Setelah melakukan pengujian semua asumsi dan pemilihan model terbaik, maka bentuk umum model ARIMA (0,1,1) secara matematis dengan nilai $p = 0, d = 1, q = 1$ dapat dituliskan dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$\hat{Z}_t = (-0.539)Z_{t-1} + (0.539)Z_{t-2} + \varepsilon_t$$

Sebelum dilakukan peramalan, diperlukannya perhitungan nilai MAPE untuk mengetahui seberapa baik kemampuan peramalan dengan menggunakan model ARIMA (0,1,1). Nilai MAPE yang diperoleh adalah sebesar 4.34%. Berdasarkan nilai MAPE tersebut, diperoleh nilai MAPE kurang dari 10%, sehingga dapat dikatakan bahwa kemampuan peramalan dengan menggunakan model ARIMA (0,1,1) sangat baik (Rahmadani, 2020).

5. Peramalan

Selanjutnya dilakukan peramalan dengan hasil yang diperoleh adalah pada bulan September tahun 2023 NTPH sebesar 113.692, pada bulan Oktober tahun 2023 NTPH sebesar 114.125, pada

bulan November tahun 2023 sebesar 114.557, dan pada bulan Desember tahun 2023 NTPH sebesar 114.990.

Simpulan

Hasil peramalan NTPH menunjukkan angka NTPH > 100 , yang berarti bahwa selama 4 bulan kedepan petani hortikultura tidak mengalami defisit dengan kata lain pendapatan petani lebih besar daripada biaya pengeluaran yang harus dikeluarkan petani untuk memenuhi kebutuhannya sehari-hari sehingga dapat dikatakan bahwa tingkat kesejahteraan petani hortikultura 4 bulan kedepan lebih baik.

Daftar Rujukan

- [1] Pradana, M, S., Rahmalia, D., & Prahastini, E, D, A. (2020). Peramalan Nilai Tukar Petani Kabupaten Lamongan dengan ARIMA. *Jurnal Matematika*. 10(2). 91-104.
- [2] Rusono., N, Sunari., A, Candradijaya., A, Martini., I., & Tejaningsih. (2013). *Analisis Nilai Tukar Petani (NTP) Sebagai Bahan Penyusunan RJMN Tahun 2015-2019*. Jakarta: Bappenas.
- [3] Febrilia, B, A, F., & Setiawan, R, N, S. (2023). Pemodelan Nilai Tukar Petani Subsektor Hortikultura Di Provinsi Nusa Tenggara Barat Menggunakan *Time Series Box Jenkins*. *Agimansion*. 24(1). 193-199.
- [4] Sorlury, F, N., Mongi, C, E., & Nainggolan, N. (2022). Penggunaan Model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* Untuk Meramalkan Nilai Tukar Petani (NTP) di Provinsi Sulawesi Utara. *d'Cartesian: Jurnal Matematika dan Aplikasi*. 11(1). 59-66.
- [5] Mardhotillah, B., Fadli, A., Elisa, E., & Zurweni. (2023) . Indeks Calinski – Harabasz Analisis Fuzzy C – Means dan K – Means Cluster Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi Menurut Potensi Pertambangan, Penggalan, Pengadaan Listrik, dan Gas. *Multiproximity*, 2 (1).
- [6] Badan Pusat Statistik. (2020). *Nilai Tukar Petani dan Inflasi Perdesaan Provinsi Jambi 2019*. Jambi: Badan Pusat Statistik.
- [7] Purnama, P, D., Haris, M, F., Ningsih, J, A dkk. (2022). *Budidaya Tanaman Hortikultura sebagai Implementasi Pendidikan Lingkungan Hidup*. Israwaty, I (Eds). Yogyakarta: Jejak Pustaka.
- [8] Pitaloka, D. (2017). Hortikultura: Potensi, Pengembangan dan Tantangan. *Jurnal Teknologi Terapan*. 1(1). 1-4.
- [9] Septiadi, D., Nursan, M. (2020). Optimasi Produksi Usaha Tani Sebagai Upaya Peningkatan Pendapatan Petani Sayuran Di Kota Mataram. *Jurnal AGRIFO*. 5(2). 87-96.
- [10] Badan Pusat Statistik. (2021). *Nilai Tukar Petani dan Inflasi Perdesaan Provinsi Jambi 2020*. Jambi: Badan Pusat Statistik.
- [11] Wei, W. (2006). *Time Series Univariate and Multivariate Method*. USA: Pearson Education.
- [12] Rachmawati, A, K., & Miasary, S, D. (2021). Peramalan Penyebaran Jumlah Kasus Virus Covid-19 Provinsi Jawa Tengah dengan Metode ARIMA. *Zeta-Math Journal*. 6(1). 11-16.
- [13] Aswi & Sukarna. (2006). *Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. Makasar: Andira Publisher.

- [14] Fitri, A., Purnamasari, I., & Siringoringo. (2019). Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Menggunakan Model ARIMA (Studi Kasus: Jumlah Wisman Menurut Pintu Masuk Bandara SAMS Sepinggang Balikpapan). *Statistika*. 7(1). 14-19.
- [15] Wulansari, R.E., Suryanto, E., Ferawati, K., Amdalita, I., & Suhartono. (2014). Penerapan Time Series Regression With Calender Variation Effect Pada Data Perbankan di Indonesia. 14(2). 59-64.
- [16] Setyawan, M, Y, H., & Nikica, M, F. (2020). *Monograf Pengendalian Anggaran Dengan Metode Fuzzy Logic Sugeno dan Fuzzy Logic Mamdani dan Implementasinya Pada Aplikasi WEB*. Bandung: Kreatif Industri Nusantara.
- [17] Chang, P, C., Wang, Y, W., & Liu, C. (2007). The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting. *Expert Systems with Applications*. 32(1). 86-96.
- [18] Pitaloka, R, A., Sugito., & Rahmawati, R. (2019). Perbandingan Metode ARIMA Box-Jenkins Dengan ARIMA Ensemble Pada Peramalan Nilai Impor Provinsi Jawa Tengah. *Jurnal Gaussian*. 8(2). 194-207.
- [19] Saumi, F., & Amalia, R. (2020). Penerapan Model ARIMA Untuk Peramalan Jumlah Klaim Program Jaminan Hari Tua Pada BPJS Ketenagakerjaan Kota Langsa. *BAREKENG : Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. 14(4). 491-500.
- [20] Aksan, I., & Nurfadilah, K. (2020). Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Penggunaan Harian Data Selular. *JOMTA*. 2(1). 5-10.