

## Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk Meramalkan Produksi Padi di Provinsi Jawa Tengah

Luthfiani Nur Komara\*, Dwi Agustin Nuriani Sirodj

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

\*luthfianifia01@gmail.com, dwi.agustinnuriani@unisba.ac.id

**Abstract.** The ARIMA method is one method that produces forecasting based on historical data patterns. This model is a merger between the Autoregressive (AR) model, which is a model that explains the movement of a variable through the variable itself in the past, and the Moving Average (MA) is a model that looks at residual movements in the past. This method forecasts time series data based on developed statistical theory by finding patterns in the data series and then extrapolating them to the future. This method can provide accurate forecasting accuracy for short-term forecasting. Agriculture is one of the most important factors for the Indonesian economy. The Ministry of Agriculture stated that rice production in Indonesia reached 81,148,594 tons in 2018, exceeding corn and soybean production of 30,055,623 and 982,598 tons, respectively. Central Java Province is one of the most rice-producing provinces in Indonesia, however, rice production in this province had decreased from 2019 to 2020. Therefore, forecasting is one of the first steps to help the government determine the supply of rice for the community. The data used is data from January 2016 to December 2021 sourced from the Central Statistics Agency, from the results of the analysis it was found that the best model for forecasting is the ARIMA model (2,1,1) because it has a smaller AIC value than other models. The model also has a MAPE value of 0.8950% and an MSE value of 3.7698. The largest rice production occurred in February 2022 at 984,379 tons and the smallest in January at 745,081 tons.

**Keywords:** ARIMA, Forecasting, Rice Production

**Abstrak.** Metode ARIMA merupakan salah satu metode yang menghasilkan peramalan berdasarkan pola data secara historis. Model ini merupakan penggabungan antara model Autoregressive (AR) yaitu suatu model yang menjelaskan pergerakan suatu variabel melalui variabel itu sendiri di masa lalu dan Moving Average (MA) adalah model yang melihat pergerakan residual di masa lalu. Metode ini meramalkan data deret waktu yang didasarkan pada teori statistik yang telah berkembang dengan menemukan pola dalam deret data kemudian menekstrapolasikannya ke masa depan. Metode ini bisa memberikan ketepatan peramalan yang cukup akurat untuk peramalan jangka pendek. Pertanian merupakan salah satu faktor yang paling penting bagi perekonomian Indonesia. Kementerian Pertanian menyatakan bahwa produksi padi di Indonesia mencapai 81.148.594 ton pada tahun 2018 melebihi produksi jagung dan kedelai yang masing-masing sebesar 30.055.623 dan 982.598 ton. Provinsi Jawa Tengah merupakan salah satu Provinsi penghasil padi terbanyak di Indonesia walaupun demikian, produksi padi di Provinsi ini sempat mengalami penurunan pada tahun 2019 sampai tahun 2020. Oleh karena itu melakukan peramalan merupakan salah satu langkah awal untuk membantu pemerintah dalam menentukan persediaan padi untuk masyarakat. Data yang digunakan adalah data dari bulan Januari 2016 sampai bulan Desember 2021 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik, dari hasil analisis didapatkan bahwa model terbaik untuk melakukan peramalan adalah model ARIMA(2,1,1) karena memiliki nilai AIC lebih kecil dibandingkan model lainnya. Model tersebut juga memiliki nilai MAPE sebesar 0,8950% dan nilai MSE sebesar 3,7698. Produksi Padi terbesar terjadi pada bulan Februari 2022 sebesar 984.379 ton dan terkecil pada bulan Januari 2022 sebesar 745.081 ton.

**Kata Kunci:** ARIMA, Peramalan, Produksi Padi

## A. Pendahuluan

Peramalan (*forecasting*) merupakan proses memprediksi apa yang mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan saat ini untuk meminimalkan kesalahan (Minarni & Aldyanto, 2016). Metode ini dibedakan menjadi dua yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif. Metode kualitatif adalah metode yang sering digunakan dalam pengambilan keputusan sehari-hari karena mengandalkan intuisi manusia daripada bukti aktual dari apa yang terjadi. Sedangkan metode kuantitatif adalah metode peramalan yang menggunakan data yang dapat diukur secara numerik.

Salah satu metode peramalan yang sering digunakan adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), metode ARIMA merupakan salah satu metode yang menghasilkan peramalan berdasarkan pola data secara historis. Model ini merupakan penggabungan antara model *Autoregressive* (AR) yaitu suatu model yang menjelaskan pergerakan suatu variabel melalui variabel itu sendiri di masa lalu dan *Moving Average* (MA) adalah model yang melihat pergerakan residual di masa lalu (Rezaldi & Sugiman, 2021).

Perkembangan metode peramalan data deret waktu yang relatif cepat, mengakibatkan banyaknya metode yang bisa digunakan untuk meramalkan data yang sesuai dengan apa yang kita harapkan. Oleh karena itu kita harus membuat perbandingan antara masing-masing metode yang bertujuan mendapatkan hasil peramalan dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

Metode ARIMA meramalkan data deret waktu yang didasarkan pada teori statistik yang telah berkembang dengan menemukan pola dalam deret data kemudian menekstrapolasikannya ke masa depan. Metode ini bisa memberikan ketepatan peramalan yang cukup akurat untuk peramalan jangka pendek (Mokorimban et al., 2021).

Pertanian merupakan salah satu faktor yang paling penting bagi perekonomian Indonesia. Menurut Badan Pusat Statistik, ada tiga industri yang mendominasi perekonomian Indonesia, salah satunya adalah pertanian yang menyumbang 13,14% terhadap PDB nasional. Kementerian Pertanian menyatakan bahwa produksi padi di Indonesia mencapai 81.148.594 ton pada tahun 2018 melebihi produksi jagung dan kedelai yang masing-masing sebesar 30.055.623 dan 982.598 ton (Kementerian Pertanian Indonesia, 2017). Provinsi Jawa Tengah merupakan salah satu Provinsi penghasil padi terbanyak di Indonesia walaupun demikian, produksi padi di Provinsi ini sempat mengalami penurunan pada tahun 2019 sampai tahun 2020. Oleh karena itu melakukan peramalan merupakan salah satu langkah awal untuk membantu pemerintah dalam menentukan persediaan padi untuk masyarakat. Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka peneliti ingin menerapkan metode ARIMA untuk meramalkan produksi padi di Provinsi Jawa Tengah untuk satu tahun kedepan.

## B. Metodologi Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang didapatkan dari website Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Tengah (<https://jateng.bps.go.id/>). Data yang digunakan adalah data Produksi padi bulan Januari 2016 sampai Desember 2021. Langkah – langkah dalam melakukan peramalan dengan metode ARIMA adalah sebagai berikut

1. Plot Data: Langkah pertama adalah melakukan plot data yang bertujuan untuk mengetahui pola data, apakah data berpola stationer, *trend*, *seasonal* dan *cyclic*.
2. Identifikasi model stationer atau tidak: Suatu data dikatakan stationer jika rata-rata, varians dan kovariansnya konstan terhadap waktu (Rusdi, 2011). Jika data tidak stationer dalam rata-rata maka bisa distationerkan dengan proses *differencing*. Sedangkan jika data tidak stationer dalam varians maka bisa distationerkan dengan transformasi *Box-cox*.
3. Differencing: *Differencing* adalah salah satu jenis transformasi yang digunakan pada data deret waktu yang tidak stationer dalam rata-rata (Lety Marvillia, 2013). Menurut Makridakis (1999) notasi yang digunakan dalam metode *differencing* adalah operator langkah mundur (*backward shift*), sebagai berikut:

$$BX_t = X_{t-1} \quad (1)$$

dengan,

$X_t$  : variabel X pada waktu ke-t

$X_{t-1}$  : variabel X pada waktu ke-(t-1)

$B$  : operator langkah mundur (*backward shift*)

4. Transformasi *Box-cox*: Transformasi data ini dapat digunakan untuk mengatasi ketidakstationeran data dalam varians. Transformasi ini sering disebut sebagai transformasi Box-Cox. Persamaan dari transformasi ini adalah sebagai berikut:

$$T(X_t) = X_t(\lambda) = \frac{X_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2)$$

5. Uji Stationeritas: Menurut Corlett & Aigner, (1972) uji ini dapat digunakan untuk model autoregresif berorde dua atau lebih. Persamaan pada model autoregresif berorde  $p$  atau  $AR(p)$  adalah sebagai berikut:

$$X_t = \mu + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t \quad (3)$$

Dengan:

$X_t$  : nilai variabel  $X$  pada waktu ke- $t$

$X_{t-1}$ : nilai variabel  $X$  pada waktu ke- $(t-1)$

$a_t$  : error pada waktu ke- $t$

$\phi$  : koefisien regresi

Dari persamaan (3), hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0$  :  $\phi_1 = 0$  ; Terdapat *unit root*, variabel  $X_t$  tidak stationer

$H_1$  :  $\phi_1 \neq 0$  ; Tidak terdapat *unit root*, variabel  $X_t$  stationer

Dengan statistik ujinya adalah:

$$\tau = \frac{\sum_{k=1}^p \phi_{kk-1}}{SE(\sum_{k=1}^p \phi_{kk})} \quad (4)$$

dengan,

$\phi_{kk}$  : autokorelasi parsial duga pada *lag-k*

$SE(\phi_{kk})$  : standar error dari autokorelasi parsial pada *lag-k*

Kriteria keputusan tolak  $H_0$ , jika  $\tau < \tau\text{-McKinnon Critical Values}$

6. Identifikasi Model dengan Plot ACF dan PACF: Untuk menghitung nilai ACF menggunakan persamaan berikut

$$r_k = \hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2} \quad (5)$$

dengan,

$r_k$  : koefisien autokorelasi *lag k*

$X_t$  : nilai variabel  $X$  pada waktu  $t$

$X_{t+k}$ : nilai variabel  $X$  pada waktu  $t+k$

$\bar{X}$  : nilai rata-rata dari deret waktu  $X$

Sedangkan untuk nilai PACF dihitung dengan persamaan berikut

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{\hat{\rho}_1 \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} \quad (6)$$

7. Estimasi Model ARIMA: Untuk model sementara yang terpilih, parameter-parameter diestimasi dengan melakukan uji hipotesis untuk mengetahui apakah parameter signifikan atau tidak. dengan hipotesis

$H_0 = \hat{\theta} = 0$  ; parameter tidak signifikan

$H_1 = \hat{\theta} \neq 0$  ; parameter signifikan

Statistik Uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \quad (7)$$

Kriteria Penolakan:

Tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-k-1}$ , yang berarti parameternya signifikan, atau

dengan menggunakan nilai (*p-value*), yakni tolak  $H_0$  jika *p-value* <  $\alpha$

8. Diagnostik Residual: Untuk memilih model ARIMA yang terbaik harus dipilih model yang seluruh parameternya signifikan, selain itu harus memenuhi asumsi kenormalan residual dan asumsi *white noise*
9. Normalitas: Pengujian kenormalan dihitung dengan menggunakan Uji *Kolmogorov*-

Smirnov.

Hipotesis :

$H_0$ : Data residual berdistribusi normal

$H_1$ : Data residual tidak berdistribusi normal

Statistik Uji :

$$D_{hit} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (8)$$

Kriteria Pengujian :

Tolak  $H_0$  jika  $D_{hit} > D_{(1-\alpha),n}$

dengan :

$S(x)$  : fungsi yang dihipotesiskan yaitu berdistribusi normal

$F_0(x)$  : fungsi distribusi kumulatif dari data asal

$n$  : banyaknya residual

$D_{(1-\alpha),n}$  : didapatkan dari tabel Kolmogorov-Smirnov.

10. White noise: Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan menggunakan Uji Ljung-Box.

Hipotesis

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$

$H_1$  : minimal ada satu  $\rho_i$  yang tidak sama dengan nol,  $i = 1, 2, \dots, k$

Statistik Uji

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, n > k \quad (9)$$

Daerah penolakan :  $Q > \chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$

dengan,

$K$ : lag maksimum

$n$  : jumlah data (observasi)

$k$  : lag ke- $k$

$p$  &  $q$  : order dari ARMA ( $p, q$ )

$\rho_k$  : autokorelasi residual untuk lag ke- $k$

11. Pemilihan Model Terbaik” Setelah mendapatkan model yang sesuai dengan asumsi dalam uji diagnostik, dimungkinkan untuk menghasilkan model yang memadai untuk memilih model terbaik untuk prediksi. Kriteria berikut digunakan untuk menentukan model terbaik. Persamaan AIC dapat ditulis sebagai

$$AIC = \left(\frac{2k}{n}\right) + \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) \quad (10)$$

Di mana,

$SSE$  : jumlah residual kuadrat

$k$  : jumlah parameter yang diestimasi

$n$  : banyaknya data

12. Akurasi Model Peramalan: Secara umum ada dua jenis perhitungan untuk melihat seberapa besar tingkat kesalahan atau akurasi dalam peramalan, yaitu:

13. Mean Square Error (MSE): *Mean square error* merupakan perhitungan yang digunakan untuk menghitung rata-rata kesalahan berpangkat dengan rumus

$$MSE = \sum \frac{|aktual - Forecast|^2}{n-1} \quad (11)$$

14. Mean Absolute Percent Error (MAPE): *Mean absolute percent error* merupakan perhitungan yang digunakan untuk menghitung rata-rata persentase kesalahan mutlak, dengan rumus

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|aktual - Forecast|}{aktual} \times 100 \quad (12)$$

15. Peramalan: Secara umum model peramalan ARIMA ( $p, d, q$ ) menurut Chuang & Wei, (1991) adalah sebagai berikut

$$X_t = \phi_0 + (1 + \phi_1)X_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)X_{t-2} + \dots + (\phi_p - \phi_{p-1})X_{t-p} - X_{t-p-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (13)$$

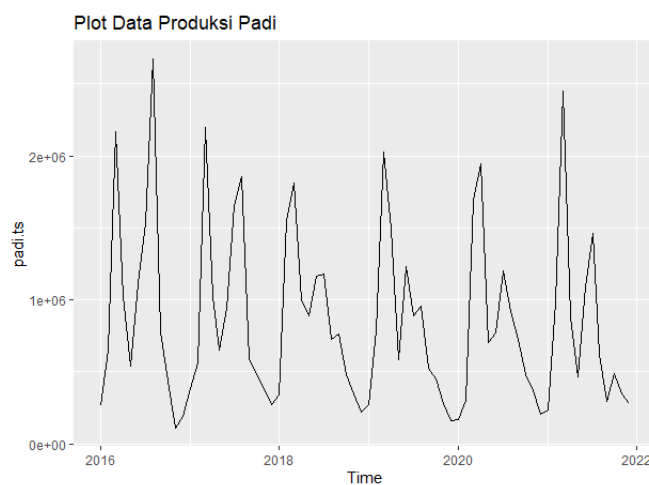
dengan,

|            |                                            |
|------------|--------------------------------------------|
| $X_t$      | : data aktual periode                      |
| $X_{t-p}$  | : data aktual periode $t-p$                |
| $\phi_p$   | : parameter AR ke- $p$ , $p=1,2,3,\dots,p$ |
| $\phi_0$   | : konstanta                                |
| $e_{(t)}$  | :kesalahan period $t$                      |
| $\theta_q$ | :parameter MA ke- $q$ , $q=1,2,3,\dots,q$  |
| $e_{t-q}$  | :kesalahan periode $t-q$                   |

### C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

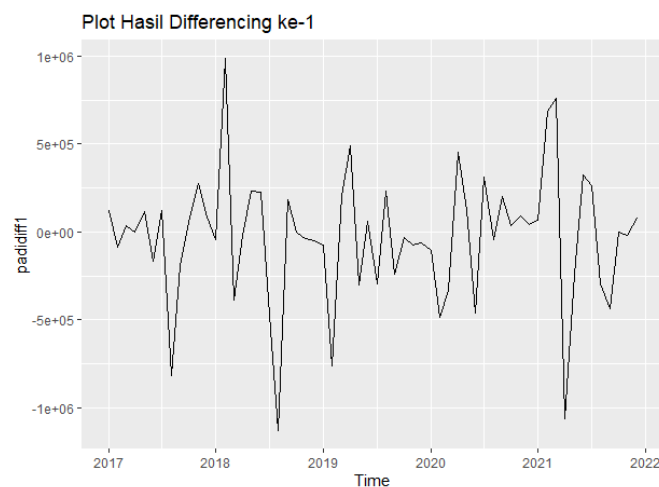
#### Plot Data

Langkah pertama dalam melakukan analisis adalah plot data untuk mengetahui pola data dengan hasil seperti dibawah ini



**Gambar 1.** Plot data Produksi Padi

Dari plot data Produksi padi diatas terlihat bahwa data belum stationer dalamrata-rata. Oleh karena itu harus dilakukan proses *differencing* dilakukan dengan bantuan software R dengan hasil sebagai berikut



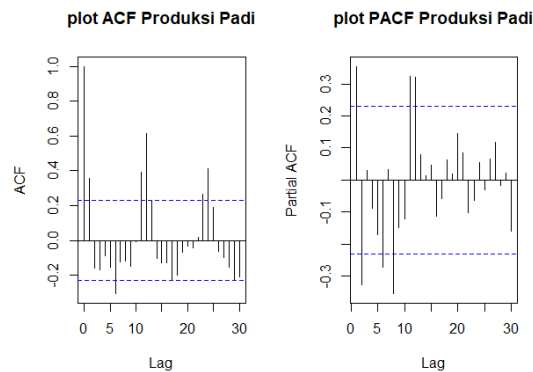
**Gambar 2.** Hasil *differencing* ke-1

Dari hasil *differencing* diatas didapatkan jasil nilai statistik uji -3,928 dan  $\alpha=5\%$  atau 0,05

maka didapatkan hasil pada differencing ke satu  $H_0$  ditolak karena  $p\text{-value} < \alpha$  atau  $0,01885 < 0,05$  yang artinya data Produksi padi stationer pada differencing ke satu. Hasil ini menyatakan bahwa data Produksi padi sudah stationer setelah proses differencing ke satu.

### Identifikasi model dengan plot ACF dan PACF

Setelah data stationer langkah selanjutnya adalah menetapkan model ARIMA. Karena data stationer setelah *differencing* kesatu maka didapat nilai  $d = 1$ . Untuk mendapatkan nilai  $p$  dan  $q$  dapat dilihat dari plot ACF dan plot PACF dari data yang sudah stationer. Dengan dibantu software R plot ACF dan PACF dapat dilihat pada gambar dibawah ini



**Gambar 3.** Plot ACF dan PACF Produksi Padi

Dari hasil plot ACF dan PACF diatas maka didapatkan model ARIMA sebagai berikut

1. ARIMA(1,1,1) :Plot ACF terpotong pada *lag* ke-1 dan Plot PACF terpotong pada *lag* ke-1
2. ARIMA(1,1,2) :Plot ACF terpotong pada *lag* ke-1 dan Plot PACF terpotong pada *lag* ke-2
3. ARIMA(2,1,1) :Plot ACF terpotong pada *lag* ke-2 dan Plot PACF terpotong pada *lag* ke-1
4. ARIMA(2,1,2) :Plot ACF terpotong pada *lag* ke-2 dan Plot PACF terpotong pada *lag* ke-2

### Estimasi Model ARIMA

Setelah mendapatkan model ARIMA. Maka langkah selanjutnya adalah tahap estimasi parameter ARIMA dengan hasil sebagai berikut

**Tabel 1.** Hasil Estimasi Model ARIMA

| Model        | Parameter | Nilai Parameter | P-Value |
|--------------|-----------|-----------------|---------|
| ARIMA(1,1,1) | ar1       | 3,3596          | 0,0013* |
|              | ma1       | -20,7039        | 0,0000* |
| ARIMA(1,1,2) | ar1       | -1,3220         | 0,1904  |
|              | ma1       | -0,6613         | 0,5105  |
|              | ma2       | -3,9735         | 0,0002* |
| ARIMA(2,1,1) | ar1       | 4,3050          | 0,0001* |
|              | ar2       | -2,8388         | 0,0059* |
|              | ma1       | -6,6756         | 0,0000* |
| ARIMA(2,1,2) | ar1       | -3,3677         | 0,0012* |
|              | ar2       | 1,0000          | 0,1750* |
|              | ma1       | 0,0000          | 1,0000  |
|              | ma2       | -9,8328         | 0,0000* |

\*: variabel signifikan pada nilai alpha 5%

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa untuk ke empat model ARIMA yang telah terbentuk didapatkan hasil bahwa, untuk model 1 dan 3 semua variabel nya kurangkurang dari 0,05 yang artinya tolak  $H_0$  maka parameter signifikan. Sedangkan untuk model 2 dan 4 ada beberapa nilai parameter yang tidak signifikan atau terima  $H_0$  karena nilai p-value nya lebih dari 0,05

### Diagnostik Residual

1. Uji White noise: Untuk uji *white noise* ini dilakukan dengan statistik uji *Ljung-Box* yang dibantu *software R* dengan hasil sebagai berikut

**Tabel 2.** Hasil Uji Asumsi *white noise*

| No | Model        | Q      | P-Value |
|----|--------------|--------|---------|
| 1  | ARIMA(1,1,1) | 1,0717 | 0,3006  |
| 2  | ARIMA(1,1,2) | 0,0516 | 0,8202  |
| 3  | ARIMA(2,1,1) | 0,0002 | 0,9871  |
| 4  | ARIMA(2,1,2) | 0,0592 | 0,8076  |

\*: variabel signifikan pada nilai alpha 5%

Dengan menggunakan  $\alpha = 5\%$  untuk semua model  $H_0$  diterima karena nilai *p-value*  $> \alpha$  yang artinya tidak ada korelasi residual antar *lag*. Maka dapat disimpulkan untuk semua model memenuhi asumsi *white noise*.

2. Uji Normalitas Residual: Pemeriksaan normalitas residual dilakukan dengan Uji *Uji Kolmogorov-smirnov* yang dilakukan dengan hasil sebagai berikut

**Tabel 3.** Hasil Uji Asumsi Normalitas

| No | Model        | D      | P-Value  |
|----|--------------|--------|----------|
| 1  | ARIMA(1,1,1) | 0,7083 | 2,2e-16* |
| 2  | ARIMA(1,1,2) | 0,7361 | 2,2e-16* |
| 3  | ARIMA(2,1,1) | 0,6805 | 2,2e-16* |
| 4  | ARIMA(2,1,2) | 0,7500 | 2,2e-16* |

\*: variabel signifikan pada nilai alpha 5%

Dengan menggunakan  $\alpha = 5\%$  maka untuk semua model  $H_0$  ditolak karena nilai *p-value*  $< \alpha$  yang artinya data residual tidak berdistribusi normal. Maka dapat disimpulkan untuk semua model tidak memenuhi asumsi normalitas.

### Pemilihan Model Terbaik

Dari hasil Estimasi Parameter didapatkan bahwa ada 4 model yang signifikan semua parameternya. Sehingga pemilihan model terbaik harus dilakukan dengan melihat nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). Untuk mendapatkan nilai AIC dibantu dengan *Software R* dengan hasil sebagai berikut

**Tabel 4.** Nilai AIC Model ARIMA

| Model ARIMA         | Nilai AIC      |
|---------------------|----------------|
| ARIMA (1,1,1)       | 2092,06        |
| ARIMA(1,1,2)        | 2086,61        |
| <b>ARIMA(2,1,1)</b> | <b>2086,54</b> |
| ARIMA(2,1,2)        | 2086,98        |

Model yang memiliki nilai AIC terkecil adalah model terbaik yang dipilih untuk kepentingan peramalan. Dapat dilihat dari tabel di atas bahwa model yang memiliki nilai AIC terkecil adalah model ARIMA(2,1,1) karena memiliki nilai AIC 2086,54 karena lebih kecil dari nilai model

AIC model lain.

### Akurasi Model Peramalan

Perhitungan akurasi peramalan dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Pada penelitian ini nilai MAPE untuk model ARIMA(2,1,1) didapatkan hasil 0,8950% yang artinya jika *range* MAPE <10% artinya kemampuan model peramalan sangat baik. Selain dengan menggunakan nilai MAPE akurasi peramalan juga bisa didapatkan dengan nilai *Mean Squared Error* (MSE). Pada penelitian ini nilai MSE yang diperoleh adalah 3,7698

### Peramalan

Setelah diperoleh model yang memenuhi asumsi ARIMA maka langkah selanjutnya adalah menggunakan model tersebut untuk kebutuhan peramalan. Model yang dipakai untuk peramalan adalah model ARIMA(2,1,1) karena memenuhi asumsi *white noise* tetapi tidak memenuhi asumsi normalitas residual. Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter dan uji diagnostik residual maka terbentuk model ARIMA(2,1,1) sebagai berikut

$$X_t = \phi_0 + (1 + \phi_1)X_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)X_{t-2} - X_{t-p-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

$$X_t = 1,1688 + 5,3050X_{t-1} + 1,4662X_{t-2} - 7,8444X_{t-3} + 6,6756e_{t-1}$$

**Tabel 5.** Hasil Peramalan

| Bulan          | Hasil Peramalan |
|----------------|-----------------|
| Januari 2022   | 745.081,00      |
| Februari 2022  | 984.379,20      |
| Maret 2022     | 956.829,90      |
| April 2022     | 865.877,30      |
| Mei 2022       | 830.492,30      |
| Juni 2022      | 842.308,00      |
| Juli 2022      | 859.328,20      |
| Agustus 2022   | 863.826,40      |
| September 2022 | 860.584,00      |
| Oktober 2022   | 857.575,20      |
| November 2022  | 857.147,90      |
| Desember 2022  | 857.899,70      |

Tabel di atas merupakan hasil peramalan selama 12 bulan kedepan dari hasil tersebut diperoleh bawah Produksi Padi tertinggi terjadi pada bulan Februari sebesar 984.379,20 ton dan jumlah terendah terjadi pada bulan Januari yaitu sebesar 745.081,00 ton.

### D. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Peramalan dengan metode ARIMA dengan model terbaik untuk meramalkan Produksi Padi di Provinsi Jawa Tengah yaitu model ARIMA(2,1,1).
2. Didapatkan hasil peramalan jumlah Produksi Padi tertinggi terjadi pada bulan Februari sebesar 984.379,20 ton dan jumlah terendah terjadi pada bulan Januari yaitu sebesar 745.081,00 ton. Sedangkan untuk akurasi model peramalan didapatkan nilai MAPE 0,8950% yang artinya jika *range* MAPE <10% artinya kemampuan model peramalan sangat baik. Selain dengan menggunakan nilai MAPE akurasi peramalan juga bisa didapatkan dengan nilai *Mean Squared Error* (MSE). Pada penelitian ini nilai MSE yang diperoleh adalah 3,7698

### Acknowledge

Dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan bimbingan dan bantuan dalam proses pembuatan artikel ini. Terutama kepada Ibu Dwi Agustin Nuriani Sirodj S.Si. M.Stat selaku dosen Pembimbing yang selalu memberikan bantuan dan arahan yang sangat berarti kepada penulis dalam menyelesaikan karya ilmiah ini. Artikel ini merupakan sebagian dari skripsi penulis pertama di Program Studi Statistika Universitas Islam Bandung

### Daftar Pustaka

- [1] Chuang, A., & Wei, W. W. S. (1991). Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods. In *Technometrics* (Vol. 33, Issue 1, p. 108). <https://doi.org/10.2307/1269015>
- [2] Corlett, W. J., & Aigner, D. J. (1972). Basic Econometrics. In *The Economic Journal* (Vol. 82, Issue 326). <https://doi.org/10.2307/2230043>
- [3] Kementerian Pertanian Indonesia. (2017). *Statistik Pertanian 2017*.
- [4] Lety Marvillia, B. (2013). Pemodelan Dan Peramalan Penutupan Harga Saham Pt. Telkom Dengan Metode Arch - Garch. *MATHunesa*, 2(1).
- [5] Makridakis, S. (1999). *Metode Dan Aplikasi Peramalan*.
- [6] Minarni, & Aldyanto, F. (2016). Prediksi Jumlah Produksi Roti Menggunakan Metode Logika Fuzzy (Studi Kasus : Roti Malabar Bakery). *Prediksi Jumlah Produksi Roti Menggunakan Metode Logika Fuzzy (Studi Kasus : Roti Malabar Bakery)*, 4(2), 59–65.
- [7] Mokorimban, F. E., Nainggolan, N., & Langi, Y. A. R. (2021). Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average ( ARIMA ) dalam Model Intervensi Fungsi Step terhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado. *D'Cartesian Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, 10(2), 91–99.
- [8] Rezaldi, D. A., & Sugiman. (2021). Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT . Telekomunikasi Indonesia. *Prisma*, 4, 611–620.
- [9] Rusdi. (2011). Deteksi Stasioneritas Data Runtut Waktu Melalui Uji Akar-Akar Unit. In *Jurnal Sainstek* (Vol. 3, Issue 1, pp. 78–89).