



## **Perbandingan ARIMA dan ARIMAX untuk Memprediksi Jumlah Produksi Padi di Kota Magelang**

Ihsan Fathoni Amri, Wulan Nur Ramadhan\*, Safira Ainurrofiah, M. Al Haris

Universitas Muhammadiyah Semarang

\*wulannur098@gmail.com

### **ABSTRAK**

Memprediksi atau meramalkan perilaku observasi biasanya menggunakan pemodelan *time series* yang dilakukan secara berurutan. Prediksi jumlah produksi padi diharapkan dapat memberikan masukan bagi pemerintah dan dimanfaatkan oleh siapa saja sebagai pengembangan pada sektor pertanian serta sebagai bahan ajar penggunaan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) dan ARIMAX (*Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variable*). Tujuan dari penelitian ini sebagai perbandingan dalam menemukan model terbaik dari metode ARIMA dan ARIMAX untuk memprediksi jumlah produksi padi pada tahun 2023 di kota Magelang. Data yang digunakan merupakan data produksi padi dan luas lahan tanam sebagai variabel eksogen di Kota Magelang pada bulan Januari 2019 sampai Desember 2022. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh model ARIMA terbaik untuk meramalkan jumlah produksi padi di kota Malang adalah ARIMA (0,1,1), sedangkan model ARIMAX terbaik adalah ARIMAX (0,0,1). Perbandingan kedua model tersebut berdasarkan nilai MAPE, model ARIMAX (0,0,1) menjadi model terbaik untuk meramalkan jumlah produksi padi di Kota Malang karena menghasilkan MAPE terkecil 6,31%. Hasil peramalan menggunakan model ARIMAX (0,0,1) menunjukkan data cenderung mengalami pola *trend turun*. Hal ini dikarenakan lahan pertanian yang semakin sempit setiap tahunnya sehingga menyebabkan jumlah produksinya semakin menurun.

**Kata Kunci:** Pemodelan, metode ARIMA, metode ARIMAX, Produksi Padi.

### **ABSTRACT**

*Predicting or forecasting the observational behavior usually uses time series modeling conducted sequentially. The prediction of rice production is expected to provide input for the government and be utilized by anyone for the development of the agricultural sector as well as teaching materials for the use of ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) and ARIMAX (Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variable) methods. The purpose of this research is to compare and find the best model between the ARIMA and ARIMAX methods to predict the amount of rice production in 2023 in Magelang City. The data used are rice production data and land area as exogenous variables in Magelang City from January 2019 to December 2022. Based on the analysis results, the best ARIMA model for forecasting rice production in Malang City is ARIMA (0,1,1), while the best ARIMAX model is ARIMAX (0,0,1). Comparing the two models based on MAPE values, the ARIMAX (0,0,1) model is the best model for forecasting rice production in Malang City because it produces the smallest MAPE of 6.31%. The forecast results using the ARIMAX (0,0,1) model show a downward trend pattern. This is due to the shrinking agricultural land each year, causing the production amount to decrease.*

**Keywords:** Modeling, ARIMA method, ARIMAX method, Rice Production.

## 1. PENDAHULUAN

Indonesia dengan potensi besar dibidang pertanian belum menjamin akan terpenuhinya kebutuhan masyarakat dalam memenuhi kebutuhan hidupnya dikarenakan kecenderungan menurunnya lahan pertanian (Pamularsih et al., 2021). Kabupaten Magelang merupakan daerah dengan luas lahan sawah menurut jenis pengairan sebesar 27.026 ha dengan uraian 22383 ha sebagai irigasi, dan 4.643 sebagai tada hujan. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik Kota Magelang menunjukkan bahwa hasil produksi padi di kota malang dari tahun 2019 ke 2020 mengalami penurunan sekitar 20,42% atau sekitar 42.930 (kh/ha).

Padi memiliki pengaruh besar dalam sektor pertanian yang dijadikan sebagai bahan pokok di Indonesia (G. A. M. Lestari et al., 2021). Kestabilan stok padi dapat menjadi sangat penting karena untuk persediaan serta konsumsi masyarakat yang semakin naik dan padi yang dihasilkan bergantung pada produktivitas gabah hasil pertanian (Kalsum et al., 2020). Ketersediaan beras dengan harga terjangkau bagi masyarakat dapat menjaga ketahanan nasional dan stabilitas pemerintah (Wijaya et al., 2022), sehingga jika masyarakat menjadikan beras sebagai makanan pokok yang sulit digantikan, maka kestabilan produksi beras akan menentukan pada sisi banyaknya permintaan beras di pasar.

Di Jawa Tengah kebutuhan pangan terus meningkat sama dengan produksi padi yang berfluktuasi dari tahun ke tahun lainnya. Salah satunya faktor yang mempengaruhi tingkat produksi padi di Jawa Tengah yaitu lahan pertanian yang cenderung berkurang (Khakim et al., 2013). Menurut (Onibala et al., 2017), luas lahan dapat mempengaruhi produksi padi dengan taraf signifikan 1% sedangkan variabel luas lahan memiliki nilai koefisien yaitu 0,9331. Sehingga setiap penambahan 1% pada luas lahan maka produksi padi akan meningkat sebesar 0,9331. Jika semakin sempit lahannya maka semakin berkurang hasil produksi padi. Hasil produksi padi tersebut akan dijadikan sebagai kebutuhan pangan bagi masyarakat. Permasalahan dalam kenaikan permintaan pasar terhadap kebutuhan pangan tersebut akan menjadi kendala yang akan terus dialami masyarakat selama bertahun tahun (Wijaya et al., 2022). Program intensifikasi dan ekstensifikasi menjadi salah satu upaya peningkatan produksi beras nasional karena tingginya dependensi Indonesia terhadap impor beras dunia (Mafor, 2015). Meningkatnya permintaan yang tidak diimbangi dengan produksi padi akan berdampak pada masyarakat karena tidak tercukupinya kebutuhan beras secara nasional. Oleh sebab itu, strategi dalam meningkatkan produksi padi (*supply side*) penting untuk dilaksanakan (Hilalullaily et al., 2021). Salah satu kebijakan pemerintah yang dapat diterapkan yaitu melakukan prediksi produksi padi di masa mendatang sebagai langkah awal untuk menentukan kebijakan yang tepat. Hasil prediksi tersebut diharapkan dapat menjadi masukan bagi pemerintah sebagai bahan evaluasi dan perbaikan (Kumila et al., 2019).

Memprediksi atau meramalkan perilaku observasi biasanya menggunakan pemodelan *time series* yang diambil dari waktu ke waktu (Hadiansyah, 2017). Memprediksi suatu observasi yang berkaitan dengan runtun waktu telah banyak digunakan dalam model *time series* seperti penelitian yang dilakukan oleh (Hidayat & Hakim, 2021) tentang peramalan eksport luar negeri banten menggunakan model ARIMAX. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode ini melakukan peramalan yang baik dengan melihat nilai MAPE mencapai 8,84 namun akurasi peramalan akan turun seiring bertambahnya panjang waktu. Penelitian lain juga dilakukan oleh (Rusyida & Pratama, 2020)(Rusyida & Pratama, 2020) membahas tentang prediksi harga saham

PT.Garuda Indonesia pada tahun 2020 dengan model yang didapat adalah ARIMA(3,1,2). Selanjutnya penelitian oleh (Riestiansyah et al., 2022) yang membahas tentang perbandingan metode ARIMA dan ARIMAX yang menunjukkan bahwa ARIMA(0,1,1) hasil peramalannya cenderung datar sedangkan ARIMAX menghasilkan grafik peramalan yang mempu mengikuti pola data aktual bila dibandingkan dengan hasil model ARIMA.

Suatu proses yang memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan menggunakan data pada masa lampau disebut sebagai peramalan (Suryani et al., 2018). Peramalan dapat digunakan sebagai dasar perencanaan jangka pendek ataupun jangka panjang (Amri et al., 2024; Choiriyah et al., 2020). Metode yang digunakan untuk melakukan sebuah peramalan, salah satunya adalah Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). ARIMA ialah suatu model yang mengabaikan independen variabel dengan memanfaatkan nilai pada masa lalu dan sekarang untuk menciptakan peramalan yang akurat untuk jangka pendek (Pradana et al., 2020). Model ARIMA disebut sebagai model *Box-Jenkins* yang datanya harus stasioner antara rata-rata dengan varian pada setiap titiknya. ARIMA dicirikan oleh tiga faktor yaitu p,d, dan q (Li & Wang, 2013) dan proses ARIMA terdiri dari tiga proses yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA) dan *Differencing* (Adu et al., 2023). Apabila pada data *time series* diduga dipengaruhi oleh variabel lain, maka model ARIMA dimodelkan dengan menambahkan variabel lain atau yang sering disebut dengan variabel eksogen. Pemodelan ARIMA dengan menambahkan variabel eksogen dikenal dengan metode ARIMAX (*Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variable*) (Arianti et al., 2022).

Data produksi padi merupakan data *time series* yang diduga hasil produktivitasnya dipengaruhi luas lahan tanam. Untuk menjawab permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan untuk membandingkan metode ARIMA dengan ARIMAX pada peramalan produksi padi pada masa mendatang. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi bagi pemerintah sebagai bahan pertimbangan dalam pengambilan kebijakan pada pengembangan sektor pertanian.

## 2. METODE

Data yang diaplikasikan merupakan data sekunder terkait produksi padi di Kota Magelang yang dimulai dari bulan Januari 2019 sampai dengan Desember 2022. Data tahun 2019 sampai tahun 2021 dikenakan sebagai data *training* dan data tahun 2022 dikenakan sebagai data *testing*. Kemudian untuk variabel eksogen pada metode ARIMAX adalah data luas lahan tanam (I. G. A. M. Lestari et al., 2021; Onibala et al., 2017).

Sumber data penelitian ini diperoleh dari salah satu *website* resmi Kota Magelang DataGo (<https://datago.magelangkota.go.id/>) berupa data bulanan produksi padi dan luas lahan tanam di Kota Magelang. Data tersebut dianalisis menggunakan analisis *time series* model ARIMA dan ARIMAX yang dibandingkan untuk memperoleh metode pemodelan paling baik dalam memprediksi jumlah produksi padi di Kota Magelang. Metode yang dapat meramalkan berdasarkan pola data secara historis disebut sebagai metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Rusyida & Pratama, 2020). Metode ini digunakan untuk memprediksi dalam jangka pendek dengan sangat baik, sedangkan untuk memprediksi jangka panjang metode ini memiliki ketepatan yang kurang baik (Elvani et al., 2016). ARIMA dapat digunakan pada data dalam keadaan stasioner baik rata-rata dan variansnya sama sepanjang waktu (Rusyida & Pratama, 2020).

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_q(B)\varepsilon_t$$

dengan

- $Z_t$  : Nilai pengamatan saat t
- $\phi_p$  : Parameter autoregresif
- $\theta_q$  : Parameter rataan bergerak
- $B$  : Operator geser mundur
- $d$  : *differencing*
- $\mu$  : Parameter konstan
- $\varepsilon_t$  : Nilai sisaan (*error*)
- $p$  : Derajat *autoregressive* (AR)
- $q$  : Derajat *moving average* (MA)

Sedangkan modifikasi model ARIMA yang ditambahkan variabel prediktor atau variabel eksogen disebut sebagai metode ARIMAX. Variabel tersebut berpengaruh signifikan pada data yang dilakukan sebagai penambah akurasi peramalan dalam penelitian. Berikut ini merupakan persamaan model ARIMAX(p,d,q) secara umum.

$$Y_t = \delta_t + \beta_1 M_{1,t} + \beta_2 M_{2,t} + \dots + \beta_s M_{s,t} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_q(B)(1-B)^d} \alpha_t$$

dengan  $M_{s,t}$  merupakan variabel eksogen ke-s pada saat t dan  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$  merupakan koefisien dari variabel eksogen.

Kemudian setelah mendapatkan model terbaik ARIMA dan ARIMAX dilanjutkan dengan menentukan model yang paling baik dengan membandingkan kedua model tersebut. Sehingga model tersebut digunakan untuk meramalkan jumlah produksi padi di Kota Magelang. Perbandingan dapat dilakukan dengan melihat kriteria kebaikan model, yaitu dengan menggunakan rumus nilai MAPE sebagai berikut (Haris et al., 2024; Sofiyanti et al., 2024).

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|}{n} \times 100\%$$

dengan  $y_i$  merupakan nilai aktual pada waktu t,  $\hat{y}_i$  adalah nilai prediksi pada waktu ke t dan n merupakan jumlah sampel yang digunakan.

Penelitian ini dimulai dari statistik deskriptif, visualisasi data, pemodelan ARIMA, pemodelan ARIMAX, dan peramalan. Analisis data dalam metode ARIMA dan ARIMAX dilakukan dengan bantuan *software* R Studio. Langkah-langkah pemodelan ARIMA dan ARIMAX pada penelitian adalah sebagai berikut.

1. Menganalisis statistik deskriptif pada data produksi padi di Kota Magelang.
2. Menyajikan data produksi padi dan luas lahan tanam dalam bentuk plot data.
3. Melakukan uji stasioneritas pada data produksi padi.
4. Mengidentifikasi model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF kemudian menentukan model terbaiknya dengan melihat nilai AIC dan BIC.

5. Estimasi parameter model ARIMA
6. *Diagnostic checking* pada model ARIMA yaitu dengan asumsi *white noise* dan distribusi normal.
7. Melakukan pemodelan pengaruh variabel eksogen menggunakan analisis regresi sederhana.
8. Mengidentifikasi model ARIMAX menggunakan plot ACF dan PACF untuk mendapatkan model terbaiknya dengan melihat nilai AIC dan BIC yang terkecil
9. Estimasi parameter model ARIMA
10. *Diagnostic checking* pada model ARIMAX dengan asumsi uji *white noise* dan uji normalitas.
11. Membandingkan model ARIMA dan ARIMAX dengan melihat nilai MAPE yang paling kecil.
12. Melakukan peramalan jumlah produksi padi di Kota Magelang dengan model terbaik.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Statistik Deskriptif

Data produksi padi yang digunakan merupakan data bulanan dari tahun 2019 hingga tahun 2022. Data tersebut tersebut condong mengalami penurunan, hal ini dikarenakan lahan pertanian di Kota Magelang yang kemungkinan kecil, tetapi untuk komoditas padi masih sanggup menyediakan 10% hingga 11% sebagai kebutuhan konsumsi beras masyarakatnya sendiri. Statistik deskriptif dari jumlah produksi padi di Kota Magelang per bulan disajikan dalam tabel berikut:

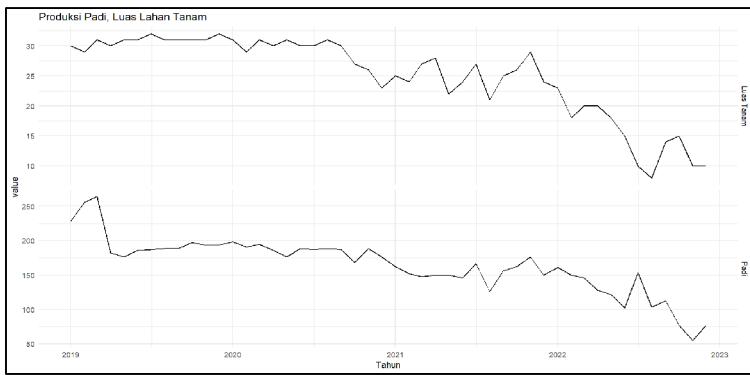
Tabel 1. Statistik Deskriptif Jumlah Produksi Padi tahun 2019-2022

Bulan	Rata-rata (bulanan dari 2019-2022)	S. Dev	Min	Max
Januari	187,4800	32,0656	161,28	228,00
Februari	187,0350	49,3166	149,76	255,36
Maret	188,0800	55,3858	145,92	264,00
April	161,4800	27,8109	127,68	186,00
Mei	156,0000	26,1285	121,60	176,32
Juni	155,7075	40,5322	102,40	188,48
Juli	173,5800	16,5622	153,60	187,20
Agustus	151,5800	43,5994	103,36	188,48
September	161,0000	35,7600	112,32	188,48
Oktober	151,0400	51,7945	76,80	197,12
November	153,2200	66,0633	54,72	193,44
Desember	149,0800	51,4286	76,80	193,44

Dari tabel statistik deskriptif di atas terlihat bahwa pada bulan Januari sampai Desember, rata-rata tertinggi jumlah produksi padi terjadi pada bulan Maret dengan rata-rata produksi padi 188,08 ton dan rata-rata jumlah produksi padi terendah terjadi di bulan Desember sebesar 149,08.

#### 3.2. Plot Data

Dalam menentukan asumsi data yang digunakan sudah dalam keadaan stasioner atau tidak dapat menggunakan plot *times series*. Jika data sudah dalam keadaan stasioner maka dilanjutkan identifikasi model, sedangkan apabila data ternyata belum stasioner maka perlu dilakukan *differencing*. Plot dari produksi padi dan luas lahan tanam di kota Magelang dari tahun 2019 hingga 2022 disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot Jumlah Produksi Padi dan Luas Lahan Tanam

Terlihat pada Gambar 1 jumlah produksi padi mengalami penurunan pada setiap tahunnya. Sehingga data cenderung memiliki pola tren turun. Hal tersebut mengakibatkan data tidak stasioner terhadap ragam maupun rata-rata. Uji stasioneritas diperlukan untuk memastikan kedua hal tersebut.

### 3.3. Uji Stasioner Data

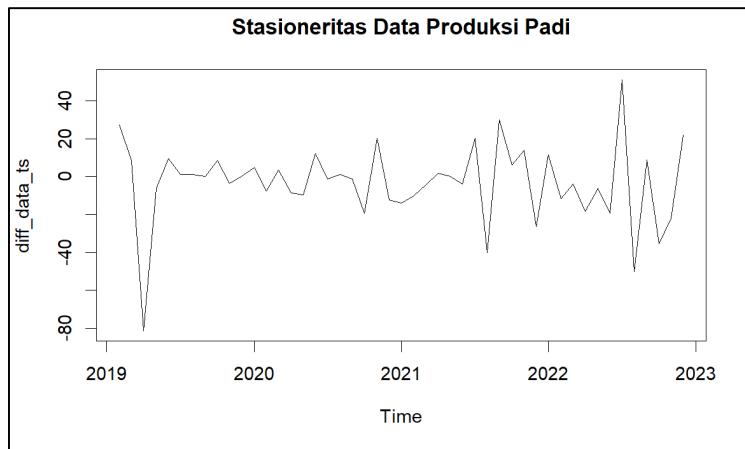
Kestasioneran data digunakan untuk memperkecil kekeliruan model atau *error*. Berdasarkan pada Gambar 1 pola yang dihasilkan dari plot tersebut menunjukkan bahwa data belum stasioner. Untuk membuktikan tingkat ke stasioneran data yang digunakan maka akan dilakukan uji *Augmented Dickey-Fuller Test* atau biasa disebut uji ADF. Berikut ini adalah hasil dari uji ADF:

Tabel 2. Hasil Uji ADF

Dickey-Fuller	Lag Order	p-value
-1,8217	3	0,6453

Dari hasil uji ADF didapatkan nilai p-value (0,6453) lebih besar dari tingkat signifikansi  $\alpha$  (0,05), maka  $H_0$  diterima. Sehingga keputusannya adalah data tidak stasioner. Hal itu berarti data cenderung tidak stabil.

Setelah mengetahui data tersebut belum stasioner maka dilakukan proses stasioneritas. Salah satu upaya yang dilakukan untuk menstationerkan data yaitu proses pembedaan (*differencing*). Berikut ini plot hasil dari proses *differencing*:



Gambar 2. Line Chart Hasil Differencing

Dari Gambar 2 dapat diketahui bahwa data telah menyebar pada nilai tengah setelah dilakukan *differencing* satu kali dan diduga data telah stasioner. Untuk membuktikan kestasioneran data tersebut, dilakukan uji ADF kembali pada data hasil *differencing* sebanyak satu kali. Berikut disajikan tabel uji ADF setelah *differencing*:

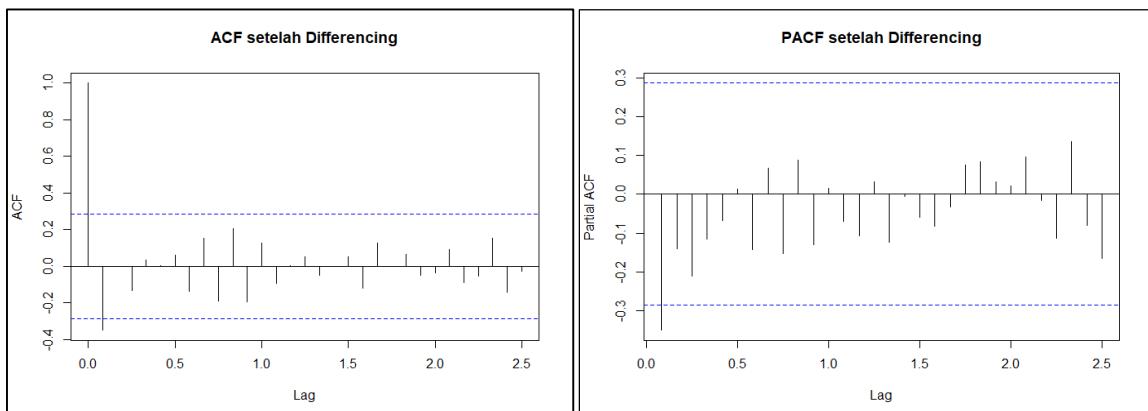
Tabel 3. Hasil Uji ADF Setelah Differencing

Dickey-Fuller	Lag Order	p-value
-5,3957	3	0,01

Terlihat pada Tabel 3 nilai *p-value* (0,01) lebih kecil dari  $\alpha(0,05)$ , maka  $H_0$  ditolak. Sehingga keputusannya adalah data sudah stasioner (memiliki unit root). Hal itu berarti data sudah stabil dari waktu ke waktu.

### 3.4. Identifikasi Model ARIMA

Selanjutnya adalah mengidentifikasi model ARIMA jika data sudah dalam keadaan stasioner. Mengidentifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan melihat pola lag yang cutt off pada plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) yang disajikan pada gambar berikut ini:



Gambar 3. Plot ACF dan PACF

Mengidentifikasi model plot ACF dan PACF dirumuskan sebagai ARIMA (p,d,q). Orde  $p$  ialah orde dari *Autoregressive* (AR) yang dilihat dari plot PACF, Orde  $d$  ialah banyaknya *differencing*, dan Orde  $q$  ialah orde dari *Moving Average* (MA) yang dilihat dari plot ACF. Gambar 3 terlihat plot ACF dan plot PACF *cut off* pada lag 1. Sehingga model sementara yang didapat dari satu kali *differencing* adalah ARIMA(0,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1). Untuk memperoleh model terbaik ARIMA yaitu dengan mengamati nilai AIC dan BIC terkecil yang digunakan untuk memprediksi jumlah produksi padi. Pengidentifikasian model ARIMA dapat dilihat dari tabel berikut:

Tabel 4. Identifikasi Model ARIMA

Order	AIC	BIC
ARIMA(0,1,0)	424,76	428,76
ARIMA(0,1,1)	417,87	423,42
ARIMA(1,1,0)	420,2	425,72
ARIMA(1,1,1)	422,24	427,79

Berdasarkan Tabel 4 dihasilkan model ARIMA (0,1,1) dengan nilai AIC dan BIC terkecil yaitu nilai AIC sebesar 417,87 dan BIC sebesar 423,42 yang dapat digunakan untuk memprediksi data bulanan jumlah produksi padi di Kota Magelang pada bulan Januari hingga Desember 2023.

### 3.5. Estimasi Parameter ARIMA

Setelah memperoleh model terbaik, maka dilakukan estimasi parameter dari model ARIMA terbaik yang disajikan dalam tabel berikut ini:

Tabel 5. Estimasi Parameter dari Model ARIMA (0,1,1)

Parameter	Koefisien	p-value
MA (1)	-0,50062	0,00053
Konstanta	-3,49865	0,01504

Berdasarkan Tabel 5, dapat diperoleh persamaan model ARIMA seperti dibawah ini:

$$\begin{aligned}
 (1 - B)Y_t &= \emptyset_0 + (1 - \omega_1 B)\varepsilon_t \\
 Y_t - Y_{t-1} &= \emptyset_0 + \varepsilon_t - \omega_1 \varepsilon_{t-1} \\
 Y_t - Y_{t-1} &= -3,49865 + \varepsilon_t + 0,50062\varepsilon_{t-1} \\
 Y_t &= -3,49865 + Y_{t-1} + \varepsilon_t + 0,50062\varepsilon_{t-1} \\
 Y_t &= -3,49865 + Y_{t-1} + 0,50062\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t
 \end{aligned}$$

### 3.6. Diagnostic Checking Model ARIMA

*Diagnostic checking* dilakukan menggunakan pengujian *Ljung-Box* dengan tujuan untuk melihat apakah asumsi *white noise* pada model yang telah dipilih tersebut telah terpenuhi dan tidak terdapat autokorelasi. Berdasarkan output *Ljung-Box (White Noise Residual)* pada software, model ARIMA tersebut diperoleh hasil *p-value* bernilai 0,9609 yang berarti asumsi *white noise* pada model telah terpenuhi dikarenakan *p-value* (0,9609) lebih besar dari  $\alpha(0,05)$ . Sehingga dapat diketahui bahwa tidak ada autokorelasi dari residual tersebut. Pengujian selanjutnya adalah uji normalitas residual dengan memanfaatkan uji *Kolmogorov Smirnov*

dihasilkan nilai  $p\text{-value}$  0,1978 lebih besar  $\alpha(0,05)$ , sehingga residual tersebut sudah berdistribusi normal.

### 3.7. Pemodelan Pengaruh Variabel Eksogen dengan Analisis Regresi

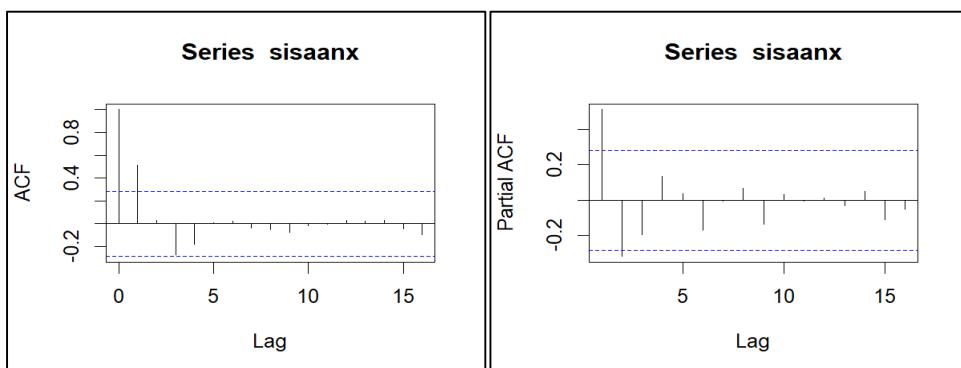
Langkah pertama penerapan metode ARIMAX adalah melakukan pemodelan regresi data produksi padi di Kota Magelang dengan data luas lahan untuk memastikan apakah variabel luas lahan sebagai calon variabel eksogen mempengaruhi jumlah produksi padi di Kota Magelang. Berikut ini merupakan hasil persamaan dari regresi linier sederhana.

$$Y = 39,7290 + 4.9867X$$

Berdasarkan pada model regresi tersebut dihasilkan nilai  $p\text{-value}$  0,001, yang mendefinisikan bahwa variabel luas lahan tanam berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah produksi padi karena nilai  $p\text{-value}$  lebih kecil dari taraf signifikansi 5%.

### 3.8. Identifikasi Model ARIMAX

Sebelum mengidentifikasi model dilakukan pengecekan stasioner terhadap rata-rata dengan uji ADF. Hasil dari pengujian ADF tersebut menunjukkan bahwa  $p\text{-value}$  bernilai 0,02 yang berarti data tersebut sudah dalam keadaan stasioner maka dari itu tidak memerlukan *differencing*. Kemudian untuk pemilihan model digunakan plot ACF dan PACF sebagai berikut:



Gambar 4. Plot ACF dan PACF residual

Berdasarkan Gambar 4 terlihat bahwa terjadi *cut off* pada plot ACF di lag setelah 1, sedangkan untuk plot PACF terjadi *cut off* setelah lag 2. Hal itu dapat membentuk model sementaranya yaitu ARIMAX(1,0,0), ARIMAX(0,0,1), ARIMAX(1,0,1), ARIMAX(2,0,0), dan ARIMAX(2,0,1). Untuk menghasilkan model terbaik ARIMAX yang digunakan untuk memprediksi jumlah produksi padi terhadap luas lahan tanam dengan mengamati nilai AIC dan BIC yang paling kecil pada tabel dibawah ini:

Tabel 6. Identifikasi Model ARIMAX

Order	AIC	BIC
ARIMAX(1,0,0)	310,93	317,27
ARIMAX(0,0,1)	309,15	315,48
ARIMAX(1,0,1)	309,98	317,90
ARIMAX(2,0,0)	309,59	317,51
ARIMAX(2,0,1)	310,70	320,20

Tabel 6 menunjukkan bahwa model terbaik ARIMAX yaitu (0,0,1) atau orde  $p = 0$ ,  $d = 0$ , dan  $q = 1$  dengan hasil AIC dan BIC terkecil yaitu sebesar 309,15 dan 315,48 yang nantinya digunakan untuk memprediksi besaran produksi padi di Kota Magelang dengan variabel eksogen luas lahan tanam.

### 3.9. Estimasi Parameter ARIMAX

Setelah didapatkan model terbaik dari ARIMAX dengan menggunakan satu variabel eksogen yaitu ARIMAX(0,0,1) yang secara matematis dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = 6.06954 + Y_{t-1} + 0.79761X_{1,t} + 0.50062\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

### 3.10. Diagnostic Checking Model ARIMAX (3.10 miring)

Setelah didapatkan model terbaik, perlu melakukan uji residual untuk melihat apakah terdapat autokorelasi atau tidak (*white noise*) dan megetahui apakah data tersebut berdistribusi normal atau tidak. Untuk asumsi *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box*, sedangkan distribusi normal dilakukan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Pada uji *Ljung-Box* didapatkan nilai *p-value* sebesar 0,9711 dimana *p-value* lebih besar dari  $\alpha$  (0,05) sehingga model tersebut tidak terdapat autokorelasi dari residual atau sudah dikatakan memenuhi asumsi *white noise*. Sedangkan pada Uji *Kolmogorov-Smirnov* nilai *p-value* didapat sebesar 0,7578 dengan demikian model berdistribusi normal karena *p-value* lebih besar dari  $\alpha$ (0,05).

### 3.11. Perbandingan Model ARIMA dan ARIMAX

Dalam menentukan model mana yang paling baik untuk meramalkan jumlah produksi padi di Kota Magelang perlu dilakukan perbandingan antara model terbaik yang didapat pada ARIMA dengan model terbaik ARIMAX.. Perbandingan model tersebut dapat dilakukan dengan mengamati kriteria kebaikan model, yaitu dengan nilai MAPE yang disajikan pada tabel berikut ini:

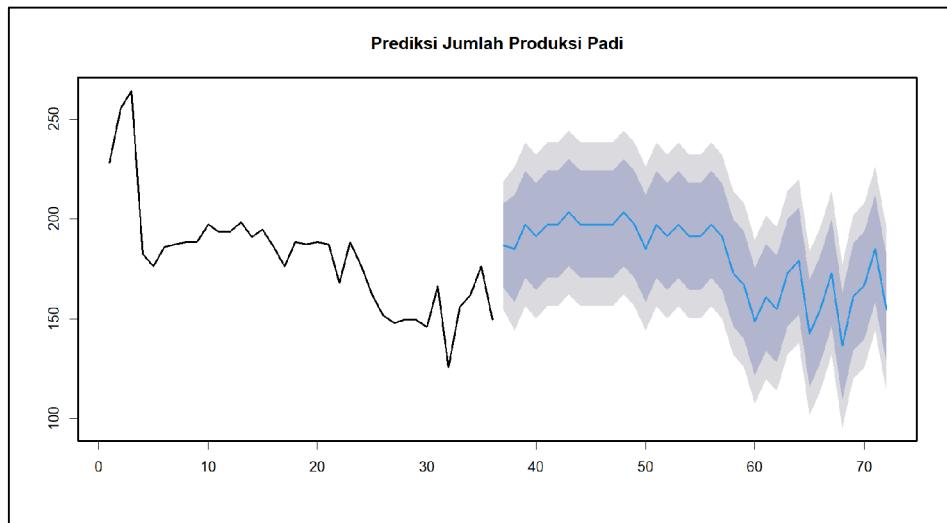
Tabel 7. Perbandingan model ARIMA dan ARIMAX

Model	MAPE
ARIMA (0,1,1)	9,9986
ARIMAX (0,0,1)	6,3114

Berdasarkan Tabel 7 terlihat bahwa nilai MAPE yang didapat pada model ARIMAX lebih kecil dari pada model yang didapat pada ARIMA. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model yang lebih baik digunakan untuk meramalkan jumlah produksi padi di Kota Magelang ialah model ARIMAX (0,0,1) diikuti variabel eksogen Luas Lahan Tanam.

### 3.12. Peramalan dengan Metode ARIMAX

Model ARIMAX (0,0,1) digunakan untuk memprediksi atau meramalkan jumlah produksi padi di Kota Magelang sampai beberapa tahun yang akan datang. Berikut ini merupakan grafik peramalan (*forecasting*) jumlah produksi padi di Kota Magelang dengan luas lahan tanam sebagai variabel eksogen.



Gambar 5. Grafik Prediksi Produksi Padi di Kota Magelang

Garis berwarna biru pada Gambar 5 merupakan hasil prediksi atau peramalan jumlah produksi padi di Kota Magelang. Grafik tersebut mengalami pola trend turun karena lahan pertanian yang semakin sempit setiap tahunnya sehingga jumlah produksinya menurun. Kemudian hasil dari prediksi disajikan dalam tabel sebagai berikut:

Tabel 6. Prediksi Produksi Padi di Kota Magelang tahun 2023

Bulan	Prediksi Produksi Padi (ton)
Januari	224,0557
Februari	211,9166
Maret	224,0557
April	217,9861
Mei	224,0557
Juni	217,9861
Juli	217,9861
Agustus	224,0557
September	217,9861
Oktober	199,7775
November	193,7079
Desember	175,4993

#### 4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil perbandingan dan prediksi data jumlah produksi padi di kota Magelang tahun 2019-2022 dengan Metode ARIMA dan ARIMAX dapat disimpulkan bahwa hasil peramalan jumlah produksi padi di Kota Magelang pada tahun 2019 - 2022 didapat model terbaik ARIMA adalah ARIMA (0,1,1) sedangkan pada ARIMAX model terbaiknya adalah ARIMAX (0,0,1). Dari kedua model tersebut ternyata nilai MAPE pada model ARIMAX lebih kecil dari pada ARIMA yaitu 9,9986 dan 6,3114. Sehingga model tersebut baik untuk dijadikan

masukkan kepada pemerintah dalam memprediksi jumlah produksi padi di kota Magelang di masa depan dengan luas tanam sebagai variabel eksogen.

## 5. DAFTAR PUSTAKA

- Adu, W. K., Appiahene, P., & Afrifa, S. (2023). VAR , ARIMAX and ARIMA Models for Nowcasting Unemployment Rate in Ghana Using Google Trends. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 1–16. <https://doi.org/10.1186/s43067-023-00078-1>
- Amri, I. F., Sari, W., Widjyasari, V. A., Nurohmah, N., & Haris, M. Al. (2024). The ARIMA-GARCH Method in Case Study Forecasting the Daily Stock Price Index of PT. Jasa Marga (Persero). *Eigen Mathematics Journal*, 7(1), 25–33. <https://doi.org/10.29303/emj.v7i1.174>
- Arianti, R., Sahriman, S., & Talangko, L. P. (2022). Model ARIMA dengan Variabel Eksogen dan GARCH pada Data Kurs Rupiah. *Journal of Statistics and Its Application*, 3(1), 41–48. <https://doi.org/10.20956/ejsa.vi.11603>
- Choiriyah, E., Syafitri, U. D., & Sumertajaya, I. M. (2020). Pengembangan Model Peramalan Space Time Studi Kasus: Data Produksi Padi di Sulawesi Selatan. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 4(4), 579–589. <https://doi.org/https://doi.org/10.29244/ijsa.v4i4.584>
- Elvani, S. P., Utary, A. R., & Yudaruddin, R. (2016). Peramalan Jumlah Produksi Tanaman Kelapa Sawit dengan Menggunakan Metode ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average). *Jurnal Manajemen*, 8(1), 95–112.
- Hadiansyah, F. . (2017). Prediksi Harga Cabai dengan Menggunakan pemodelan Time Series ARIMA. *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)*, 2(1), 71. <https://doi.org/10.21108/indojc.2017.2.1.144>
- Haris, M. Al, Setyaningsih, L. I., Fauzi, F., & Amri, S. (2024). Projection of PT Aneka Tambang Tbk Share Risk Value Based on Backpropagation Artificial Neural Network Forecasting Result. *JTAM (Jurnal Teori Dan Aplikasi Matematika)*, 8(2), 578. <https://doi.org/10.31764/jtam.v8i2.20267>
- Hidayat, S., & Hakim, N. (2021). Peramalan Ekspor Luar Negeri Banten Menggunakan Model ARIMAX. *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, 2(2), 204–2013. <https://doi.org/https://doi.org/10.46306/lb.v2i2.75>
- Hilalullaily, R., Kusnadi, N., & Rachmina, D. (2021). Analisis Efisiensi Usahatani Padi di Jawa dan Luar Jawa, Kajian Prospek Peningkatan Produksi Padi Nasional. *Jurnal Agribisnis Indonesia (Journal of Indonesian Agribusiness)*, 9(2), 143–153.
- Kalsum, U., Sabat, E., & Imadudin, P. (2020). Analisis Hasil Rendemen Giling dan Kualitas Beras pada Penggilingan Padi Kecil Keliling. *Jurnal Ilmu-Ilmu Pertanian*, 2(2), 125–130.
- Kumila, A., Sholihah, B., Evizia, E., Safitri, N., & Fitri, S. (2019). Perbandingan Metode Moving Average dan Metode Naïve dalam Peramalan Data Kemiskinan. *JTAM | Jurnal Teori Dan Aplikasi Matematika*, 3(1), 65. <https://doi.org/10.31764/jtam.v3i1.764>
- Lestari, G. A. M., Sumarjaya, I. W., & Widana, I. N. (2021). Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Bandung, Gianyar, dan Tabanan dengan Metode Vector Autoregression (VAR). *E-Jurnal Matematika*, 10(1), 32–40.

- Lestari, I. G. A. M., Sumarjaya, I. W., & Widana, I. N. (2021). Peramalan Produksi Padi Di Kabupaten Badung, Gianyar, Dan Tabanan Dengan Metode Vector Autoregression (Var). *E-Jurnal Matematika*, 10(1), 32. <https://doi.org/10.24843/mtk.2021.v10.i01.p317>
- Li, G., & Wang, Y. (2013). Automatic ARIMA Modeling-Based Data Aggregation Scheme in Wireless Sensor Networks. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 85(2013), 1–13. [https://doi.org/https://doi.org/10.1186/1687-1499-2013-85](https://doi.org/10.1186/1687-1499-2013-85)
- Mafor, K. I. (2015). *Analisis Faktor Produksi Padi Sawah di Desa Tompasobaru Dua Kecamatan Tompasobaru*.
- Onibala, A. G., Sondakh, M. L., Sondakh, M. L., & Mandei, J. (2017). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi Padi Sawah di Kelurahan Koya, Kecamatan Tondano Selatan. *Agri-SosioEkonomiUnsrat*, 13(2A), 237–242. <https://doi.org/https://doi.org/10.35791/agrsossek.13.2A.2017.17015>
- Pamularsih, L., Mustafid, M., & Hoyyi, A. (2021). Penerapan Seasonal Generalized Space Time Autoregressive Seemingly Unrelated Regression (SGSTAR SUR) pada Peramalan Hasil Produksi Padi. *Jurnal Gaussian*, 10(2), 241–249. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v10i2.29435>
- Pradana, M. S., Rahmalia, D., Dwi, E., & Prahastini, A. (2020). Peramalan Nilai Tukar Petani Kabupaten Lamongan dengan ARIMA. *Jurnal Matematika*, 10(2), 91–104. <https://doi.org/10.24843/JMAT.2020.v10.i02.p126>
- Riestiansyah, F., Damayanti, D., Reswara, M., & Susetyoko, R. (2022). Perbandingan metode ARIMA dan ARIMAX dalam Memprediksi Jumlah Wisatawan Nusantara di Pulau Bali. *Jurnal Infomedia: Teknik Informatika, Multimedia & Jaringan*, 7(2), 58–62. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.30811/jim.v7i2.3336>
- Rusyida, W. Y., & Pratama, V. Y. (2020). Prediksi Harga Saham Garuda Indonesia di Tengah Pandemi Covid-19. *SQUARE : Journal of Mathematics and Mathematics Education*, 2(1), 73–81. <https://doi.org/10.21580/square.2020.2.1.5626>
- Sofiyanti, E. N., Ulinuha, S., Okiyanto, R., Haris, M. Al, & Wasono, R. (2024). *Peramalan Harga Emas Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Chen dalam Investasi untuk Meminimalisir Risiko*. 7(1), 55–66.
- Suryani, A. R., Hendikawati, P., Februari, B., Maret, B., Suryani, A. R., Peramalan, H. P., & Hujan, C. (2018). Peramalan Curah Hujan dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous (ARIMAX). *UNNES Journal of Mathematics*, 7(1), 120–129.
- Wijaya, D. Y., Furqon, M. T., & Marji. (2022). Peramalan Jumlah Produksi Padi menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(3), 1129–1137. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/10713/4743>

- left blank page -