

PERBANDINGAN MODEL SARIMA DAN SARIMAX DALAM PERAMALAN PRODUKSI PADI BULANAN DI KABUPATEN BANYUWANGI

Erma Kusumawati

Program Studi S1 Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya

e-mail: erma.22091@mhs.unesa.ac.id*

Affiati Oktaviarina

Program Studi S1 Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya

e-mail: affiatioktaviarina@unesa.ac.id

Abstrak

Produksi padi merupakan komoditas pangan strategis yang berperan penting dalam mendukung ketahanan pangan. Kabupaten Banyuwangi sebagai salah satu sentra produksi padi di Provinsi Jawa Timur menunjukkan produksi padi bulanan yang berfluktuasi secara musiman dan mengalami kecenderungan penurunan dalam beberapa tahun terakhir, sehingga menimbulkan ketidakpastian dalam memperkirakan produksi padi pada periode mendatang. Kondisi tersebut menuntut adanya metode peramalan yang mampu menangkap pola musiman data produksi padi serta mempertimbangkan pengaruh faktor eksternal, khususnya luas panen. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model SARIMA dan SARIMAX terbaik, membandingkan kinerja kedua model dalam meramalkan produksi padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi, serta menghasilkan peramalan produksi padi untuk 12 bulan ke depan. Data yang digunakan berupa data sekunder produksi padi dan luas panen padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi periode Januari 2018 hingga Desember 2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Timur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SARIMA terbaik yang diperoleh adalah SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹², sedangkan model SARIMAX terbaik adalah SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹². Evaluasi kinerja peramalan menunjukkan bahwa model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹², ditunjukkan oleh nilai MAPE sebesar 4,50% yang berada pada kategori sangat akurat. Hasil peramalan produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi untuk periode Januari hingga Desember 2025 menunjukkan pola fluktuasi musiman, dengan produksi tertinggi diperkirakan terjadi pada bulan April dan produksi terendah pada bulan Februari.

Kata Kunci: Produksi Padi, Peramalan, Musiman, SARIMA, SARIMAX.

Abstract

Rice production is a strategic food commodity that plays an important role in supporting food security. Banyuwangi Regency, as one of the rice production centers in East Java Province, exhibits monthly rice production that fluctuates seasonally and has shown a declining trend in recent years, resulting in uncertainty in estimating rice production for future periods. These conditions require a forecasting method that can capture seasonal patterns in rice production data while considering the influence of external factors, particularly harvested area. This research aims to determine the best SARIMA and SARIMAX models, compare the performance of both models in forecasting monthly rice production in Banyuwangi Regency, and generate rice production forecasts for the next 12 months. The data used in this research consist of secondary monthly data on rice production and harvested area in Banyuwangi Regency from January 2018 to December 2024, obtained from the Central Statistics Agency (BPS) of East Java Province. The results show that the best SARIMA model is SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹², while the best SARIMAX model is SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹². The forecasting performance evaluation indicates that the SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² model has higher accuracy than the SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² model, as indicated by a MAPE value of 4.50%, which falls into the highly accurate category. The forecast of monthly rice production in Banyuwangi Regency for the period January to December 2025 shows a seasonal fluctuation pattern, with the highest production expected in April and the lowest in February.

Keywords: Rice Production, Forecasting, Seasonal, SARIMA, SARIMAX.

PENDAHULUAN

Padi merupakan komoditas tanaman pangan utama di Indonesia karena menjadi makanan pokok

mayoritas masyarakat (Cahyono dkk., 2025). Stabilitas produksi padi berperan penting dalam menjaga ketahanan pangan nasional, terutama dalam menjamin ketersediaan beras yang cukup, stabil, dan

berkelanjutan (Ramadhan & Faridatussalam, 2025). Produksi padi yang tidak stabil dapat berdampak pada fluktuasi harga beras dan ketidakseimbangan antara permintaan dan ketersediaan pangan di pasar.

Seiring dengan pertumbuhan jumlah penduduk dan peningkatan pola konsumsi, kebutuhan masyarakat terhadap padi terus meningkat dan tidak selalu diimbangi dengan ketersediaan produksi yang stabil (Hafizah dkk., 2020). Kondisi tersebut diperparah oleh fluktuasi produksi padi bulanan yang mengikuti pola tanam dan perubahan cuaca, sehingga menimbulkan ketidakseimbangan antara permintaan dan ketersediaan beras di pasar. Fenomena fluktuasi produksi padi ini juga terjadi di berbagai daerah sentra produksi padi di Indonesia, termasuk Provinsi Jawa Timur.

Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu produsen padi terbesar di Indonesia dan secara konsisten menjadi provinsi dengan produksi padi tertinggi dalam beberapa tahun terakhir (Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia, 2025). Salah satu daerah yang memberikan kontribusi besar terhadap produksi padi di Provinsi Jawa Timur adalah Kabupaten Banyuwangi, yang termasuk dalam sepuluh kabupaten/kota dengan produksi padi tertinggi selama periode 2020–2024 (Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Banyuwangi, 2025). Publikasi Badan Pusat Statistik menunjukkan bahwa produksi padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi mengalami fluktuasi musiman yang cukup jelas, dengan puncak produksi yang cenderung terjadi pada periode panen raya dan periode produksi terendah yang bervariasi antar tahun.

Selain produksi, luas panen padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi juga menunjukkan pola musiman yang relatif konsisten dan bergerak searah dengan produksi padi. Secara teoretis, produksi padi ditentukan oleh dua aspek utama, yaitu luas panen dan produktivitas lahan, dengan luas panen sebagai indikator yang paling umum digunakan dalam menggambarkan besarnya produksi (Kementerian Pertanian, 2024). Pola musiman yang searah antara luas panen dan produksi padi menunjukkan bahwa produksi padi tidak hanya dipengaruhi oleh pola historis deret waktu, tetapi juga oleh faktor eksternal yang terukur, khususnya luas panen (Rahim dkk., 2024).

Fluktuasi produksi padi bulanan, kecenderungan penurunan produksi dalam beberapa tahun terakhir,

serta pergeseran periode produksi terendah antar tahun menyebabkan meningkatnya tingkat ketidakpastian dalam memperkirakan jumlah produksi padi pada periode mendatang. Kondisi tersebut menimbulkan tantangan dalam perencanaan produksi dan penyusunan kebijakan ketahanan pangan di tingkat daerah, sehingga diperlukan metode peramalan yang mampu menangkap pola musiman data sekaligus mempertimbangkan pengaruh variabel eksternal.

Data produksi padi merupakan data deret waktu yang dicatat secara berkala dan umumnya mengandung pola musiman (Sofiana dkk., 2020). Salah satu model statistik yang umum digunakan untuk memodelkan data musiman adalah *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), yang telah banyak diterapkan dalam peramalan produksi padi dan menunjukkan performa yang cukup baik. Namun demikian, model SARIMA memiliki keterbatasan karena hanya memanfaatkan satu variabel endogen dan tidak mempertimbangkan pengaruh variabel lain (Djibrin dkk., 2025).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, dikembangkan model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* (SARIMAX) yang memungkinkan keterlibatan faktor eksternal dalam proses peramalan. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa SARIMAX cenderung menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang lebih baik dibandingkan SARIMA. Salah satunya yaitu penelitian Yulianti dkk. (2025) yang membandingkan metode SARIMA dan SARIMAX untuk peramalan harga gabah kering panen di Indonesia dan hasilnya menunjukkan bahwa model SARIMAX memberikan nilai MAPE lebih kecil dibandingkan SARIMA. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus membandingkan kinerja model SARIMA dan SARIMAX dalam peramalan produksi padi bulanan masih relatif terbatas, terutama pada tingkat daerah.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membentuk model SARIMA dan SARIMAX pada data produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi, mengevaluasi serta membandingkan kinerja kedua model berdasarkan kriteria pemilihan model, serta menghasilkan peramalan produksi padi untuk periode 12 bulan ke depan menggunakan model dengan kinerja yang lebih baik yang diperoleh.

KAJIAN TEORI

ANALISIS KORELASI

Analisis korelasi merupakan metode statistik yang digunakan untuk mengukur kekuatan dan arah hubungan linier antara dua variabel. Kekuatan hubungan tersebut dinyatakan dengan koefisien korelasi (Roflin dkk., 2022). Salah satu metode korelasi yang umum digunakan adalah korelasi Pearson, khususnya untuk data berskala interval atau rasio dengan hubungan yang bersifat linear (El-Hashash & Shiekh, 2022). Dalam penelitian ini, korelasi Pearson digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antara produksi padi dan luas panen sebelum variabel tersebut digunakan dalam pemodelan deret waktu.

Rumus koefisien korelasi Pearson berdasarkan Fu dkk. (2020) adalah sebagai berikut:

$$r = \frac{\sum_{t=1}^T [(x_t - \bar{x})(y_t - \bar{y})]}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

Dengan r menyatakan koefisien korelasi Pearson, x_t dan y_t masing-masing merupakan nilai pengamatan variabel x dan y pada waktu t , sedangkan $\bar{x}$ dan $\bar{y}$ merupakan nilai rata-rata dari masing-masing variabel. Nilai koefisien korelasi berada pada rentang -1 hingga 1 , di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan hubungan linear yang semakin kuat, sedangkan nilai yang mendekati 0 menunjukkan hubungan yang lemah.

ANALISIS DERET WAKTU (TIME SERIES ANALYSIS)

Deret waktu (*time series*) merupakan serangkaian pengamatan yang tersusun secara kronologis berdasarkan waktu dengan interval pengamatan yang relatif tetap (Wei, 2019). Analisis deret waktu banyak digunakan dalam berbagai bidang, termasuk pertanian, untuk menganalisis dan meramalkan dinamika produksi atau hasil panen dari waktu ke waktu. Data deret waktu umumnya mengandung beberapa pola utama, seperti pola horizontal, tren, musiman, dan siklis (Hanke & Wichern, 2014). Analisis deret waktu bertujuan untuk memodelkan struktur ketergantungan antarobservasi sehingga pola-pola tersebut dapat diidentifikasi dan digunakan dalam proses peramalan (Montgomery dkk., 2015).

STASIONERITAS

Stasioneritas merupakan asumsi penting dalam pemodelan deret waktu, khususnya pada model ARIMA dan turunannya. Suatu data deret waktu dikatakan stasioner apabila memiliki rata-rata dan varians yang konstan sepanjang waktu sehingga pola perubahannya relatif stabil (Box dkk., 2016). Ketidakstasioneran umumnya disebabkan oleh adanya tren atau *unit root* pada data. Oleh karena itu, pengujian stasioneritas sering difokuskan pada kestasioneran dalam rata-rata menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk mendeteksi keberadaan *unit root* (Wei, 2019). Jika data tidak stasioner, maka dilakukan *differencing* untuk menghilangkan tren dan menjadikan data stasioner sebelum proses pemodelan dilakukan.

Proses *differencing* orde ke- d dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\Delta^d Y_t = (1 - B)^d Y_t, \quad (2)$$

dengan Y_t menyatakan nilai deret waktu pada periode ke- t , B merupakan operator *backshift*, dan d adalah orde *differencing*.

ACF DAN PACF

1. Fungsi autokorelasi atau *Autocorrelation function* (ACF) merupakan fungsi yang digunakan untuk mengukur hubungan linier antara nilai-nilai pengamatan *time series* dengan nilai-nilai sebelumnya (*lag*) (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Berdasarkan Wei (2019), fungsi autokorelasi dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t+k})}{\sqrt{Var(Y_t)} \sqrt{Var(Y_{t+k})}} \quad (3)$$

Dengan kovarians antara Y_t dan Y_{t+k} dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\gamma_k = Cov(Y_t, Y_{t+k}) = E(Y_t - \mu_Y)(Y_{t+k} - \mu_Y) \quad (4)$$

Keterangan:

- ρ_k : koefisien autokorelasi *lag k*
- Y_t : nilai pengamatan pada waktu ke- t ,
- Y_{t+k} : nilai pengamatan pada waktu ke- $t + k$,
- E : nilai harapan, dan
- μ_Y : rata-rata dari *time series* y_t .

2. Fungsi autokorelasi parsial atau *Partial Autocorrelation Function* (PACF) digunakan untuk mengukur hubungan linear langsung antara nilai observasi Y_t dan nilai observasi Y_{t+k} setelah menghilangkan pengaruh autokorelasi dari *lag* antara keduanya (Box dkk., 2016). Menurut Wei

(2019), fungsi autokorelasi parsial dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_{kk} = \text{Corr}(Y_t, Y_{t+k} | Y_{t+1}, \dots, Y_{t+k-1}) \quad (5)$$

Dengan $\hat{\phi}_{kk}$ menyatakan koefisien autokorelasi parsial pada lag ke- k (PACF lag- k).

SARIMA

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) merupakan pengembangan dari model ARIMA yang dirancang untuk menangani data *time series* musiman (Alharbi & Csala, 2022). Model ini mampu menangkap pola ketergantungan jangka pendek sekaligus pola musiman yang berulang pada interval waktu tertentu. Oleh karena itu, model SARIMA banyak digunakan dalam analisis dan peramalan data deret waktu yang menunjukkan fluktuasi musiman. Menurut Wei (2019), secara matematis model SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^S$ dinyatakan sebagai:

$$\begin{aligned} \phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t \\ = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)e_t \end{aligned} \quad (6)$$

Dengan (p, d, q) menyatakan orde komponen *autoregressive*, *differencing*, dan *moving average* non-musiman, sedangkan (P, D, Q) menyatakan orde komponen *autoregressive*, *differencing*, dan *moving average* musiman. Simbol S menunjukkan panjang periode musiman, B merupakan operator *backshift*, Y_t adalah nilai deret waktu pada waktu ke- t , dan e_t merupakan galat acak pada waktu ke- t .

SARIMAX

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* (SARIMAX) merupakan pengembangan dari model SARIMA yang mengakomodasi pengaruh variabel eksternal (*exogenous variables*) dalam pemodelan deret waktu. Model ini mampu menangkap pola musiman pada data sekaligus mempertimbangkan pengaruh faktor eksternal yang dapat memengaruhi variabel yang dimodelkan (Wahyudi & Febriani, 2024). Menurut Rochayati dkk. dalam Yulianti dkk. (2025), secara umum model SARIMAX $(p, d, q)(P, D, Q)^S(X)$ dapat dinyatakan dalam bentuk:

$$\begin{aligned} \phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t \\ = \beta_1 X_{1,t} + \beta_2 X_{2,t} + \dots \\ + \beta_k X_{k,t} + \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)e_t \end{aligned} \quad (7)$$

Dengan Y_t menyatakan nilai deret waktu pada waktu ke- t , $X_{k,t}$ merupakan variabel eksogen ke- k pada waktu ke- t , β_k adalah parameter regresi

variabel eksogen, B merupakan operator *backshift*, S menyatakan periode musiman, dan e_t merupakan galat acak pada waktu ke- t .

IDENTIFIKASI MODEL

Identifikasi model merupakan tahap untuk menentukan struktur serta kandidat model yang akan dianalisis lebih lanjut. Pada tahap ini ditentukan orde komponen *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) baik untuk bagian non-musiman maupun musiman dari data yang telah stasioner (Box dkk., 2016). Penentuan orde model SARIMA maupun SARIMAX umumnya dilakukan dengan menganalisis pola pada plot ACF dan PACF (Wei, 2019). Berdasarkan Suhartono (2008), akan disajikan tabel berisi petunjuk untuk menentukan model SARIMA dan SARIMAX pada data *time series* yang telah stasioner:

Tabel 1. Kriteria ACF dan PACF Model Non Musiman

Proses	ACF	PACF
AR (p)	<i>Tails off</i> (menurun secara eksponensial)	<i>Cuts off</i> (terputus) setelah lag ke- p
MA (q)	<i>Cuts off</i> (terputus) setelah lag ke- q	<i>Tails off</i> (menurun secara eksponensial)
ARMA (p, q)	<i>Tails off</i> (menurun secara eksponensial)	<i>Tails off</i> (menurun secara eksponensial)
AR (p) atau MA (q)	<i>Cuts off</i> (terputus) setelah lag ke- q	<i>Cuts off</i> (terputus) setelah lag ke- p

Untuk komponen musiman, pola ACF dan PACF diamati pada lag kelipatan periode musiman. Kriteria identifikasi model musiman disajikan pada tabel berikut.

Tabel 2. Kriteria ACF dan PACF Model Musiman

Proses	ACF	PACF
AR (P) ^S	<i>Tails off</i> pada lag- kS , dengan $k = 1, 2, 3, \dots$	<i>Cuts off</i> setelah lag ke- PS
MA (Q) ^S	<i>Cuts off</i> setelah lag ke- QS	<i>Tails off</i> pada lag- kS , dengan $k = 1, 2, 3, \dots$
ARMA (P, Q) ^S	<i>Tails off</i> pada lag- kS , dengan $k = 1, 2, 3, \dots$	<i>Tails off</i> pada lag- kS , dengan $k = 1, 2, 3, \dots$
AR (P) ^S atau MA (Q) ^S	<i>Cuts off</i> setelah lag ke- QS	<i>Cuts off</i> setelah lag ke- PS

ESTIMASI DAN UJI SIGNIFIKANSI PARAMETER

1. Estimasi parameter dilakukan untuk memperoleh nilai koefisien pada model deret waktu yang telah

dibentuk. Pada penelitian ini, estimasi parameter model dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Metode MLE digunakan karena mampu menghasilkan estimasi parameter yang efisien pada model deret waktu yang telah memenuhi asumsi stasioneritas (Wei, 2019). Dalam pendekatan ini, parameter model diperoleh dengan memaksimumkan fungsi *likelihood* sehingga menghasilkan nilai parameter yang paling sesuai dengan data yang diamati.

2. Uji signifikansi parameter dilakukan untuk mengetahui apakah parameter yang dihasilkan berpengaruh secara statistik terhadap model. Dalam pendekatan MLE, estimasi parameter bersifat berdistribusi normal secara asimtotik sehingga pengujian signifikansi dapat dilakukan menggunakan statistik uji Z (Wei, 2019). Statistik uji yang digunakan adalah:

$$Z_{hitung} = \frac{\text{Coefficient}}{\text{Standard Error}} \quad (8)$$

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian adalah:

H_0 : parameter tidak signifikan terhadap model

H_1 : parameter signifikan terhadap model

Parameter dinyatakan signifikan apabila nilai $p - value < \alpha$, sehingga parameter tersebut dianggap memberikan pengaruh yang signifikan terhadap model.

PEMERIKSAAN DIAGNOSTIK RESIDUAL

1. Uji *White Noise*

Residual dikatakan bersifat *white noise* apabila tidak memiliki autokorelasi dan memiliki rata-rata serta varians yang konstan. Pengujian *white noise* dapat dilakukan menggunakan uji Ljung-Box dengan statistik uji sebagai berikut (Makridakis dkk., 1997):

$$Q = T(T + 2) \sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^2}{T - k} \quad (9)$$

dengan Q sebagai statistik uji Ljung-Box, ρ_k autokorelasi residual pada lag ke- k , T jumlah observasi, dan K lag maksimum. Hipotesis yang diuji adalah:

H_0 : residual bersifat *white noise*

H_1 : residual tidak bersifat *white noise*

Residual dinyatakan memenuhi asumsi *white noise* apabila nilai $p - value > \alpha$.

2. Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk mengetahui apakah residual model mengikuti distribusi normal. Salah satu metode yang umum digunakan adalah uji Kolmogorov-Smirnov (K-S) yang mengukur perbedaan maksimum antara fungsi distribusi kumulatif empiris dan distribusi teoretis (Ahadi & Zain, 2023). Statistik uji Kolmogorov-Smirnov dinyatakan sebagai berikut:

$$D = \max |F_0(x) - S_T(x)| \quad (10)$$

Dengan D sebagai statistik uji Kolmogorov-Smirnov, $F_0(x)$ fungsi distribusi kumulatif teoretis, dan $S_T(x)$ fungsi distribusi kumulatif empiris dari residual. Residual dinyatakan berdistribusi normal apabila nilai $p - value > \alpha$.

3. Uji Homoskedastisitas

Uji homoskedastisitas bertujuan untuk mengetahui apakah varians residual bersifat konstan dari waktu ke waktu. Pengujian ini dapat dilakukan menggunakan uji ARCH-LM yang dirumuskan sebagai berikut (Engle, 1982):

$$LM = TR^2 \quad (11)$$

Dengan T sebagai jumlah observasi dan R^2 merupakan koefisien determinasi dari regresi kuadrat residual terhadap lag residual. Hipotesis yang diuji adalah:

H_0 : residual bersifat homoskedastis

H_1 : residual bersifat heteroskedastis

Residual dinyatakan memenuhi asumsi homoskedastisitas apabila nilai $p - value > \alpha$.

KRITERIA PEMILIHAN DAN EVALUASI MODEL

1. Akaike Information Criterion (AIC)

AIC merupakan kriteria informasi yang digunakan untuk menilai kualitas suatu model statistik dengan mempertimbangkan keseimbangan antara ketepatan model terhadap data dan kompleksitas model (Wei, 2019). Model dengan nilai AIC yang lebih kecil dianggap lebih baik karena menunjukkan keseimbangan optimal antara *goodness of fit* dan jumlah parameter yang digunakan (Shumway & Stoffer, 2011). Nilai AIC dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$AIC = \frac{2P}{T} + \ln \left(\frac{\sum_{t=1}^T e_t^2}{T} \right) \quad (12)$$

Dengan P menyatakan jumlah parameter yang diestimasi, T jumlah observasi, dan e_t residual model.

2. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE merupakan ukuran statistik yang digunakan untuk menghitung rata-rata persentase kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai hasil peramalan (Montgomery dkk., 2015). Semakin kecil nilai MAPE, maka semakin tinggi tingkat akurasi model dalam melakukan peramalan. Nilai MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \left(\frac{1}{T}\right) \sum_{t=1}^T \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \times 100\% \quad (13)$$

Dengan Y_t sebagai nilai aktual, $\hat{Y}_t$ sebagai nilai hasil peramalan, dan T sebagai jumlah observasi. Menurut Lewis (1982), nilai MAPE dapat diinterpretasikan menjadi beberapa kategori berikut:

Tabel 3. Kriteria pada Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kategori Ketepatan Model
< 10%	Sangat akurat
10% – 20%	Baik
20% – 50%	Cukup
> 50%	Tidak akurat (buruk)

METODE

RANCANGAN PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif yang bertujuan untuk memodelkan, meramalkan, serta membandingkan kinerja model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variable* (SARIMAX) dalam peramalan produksi padi di Kabupaten Banyuwangi.

VARIABEL PENELITIAN

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel endogen dan variabel eksogen. Variabel endogen adalah produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi yang dinotasikan sebagai Y_t . Variabel eksogen yang digunakan dalam model SARIMAX adalah luas panen padi yang dinotasikan sebagai X_t .

TEKNIK PENGUMPULAN DATA

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang digunakan berupa data produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi serta data luas panen padi pada periode Januari 2018 hingga Desember 2024.

TEKNIK ANALISIS DATA

Analisis data dalam penelitian ini dilakukan melalui tiga tahapan, yaitu pembentukan model SARIMA dan SARIMAX, evaluasi dan perbandingan kinerja model, serta peramalan produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi.

1. Tahap Pemodelan

Pada tahap ini dilakukan pembentukan model untuk memperoleh model SARIMA dan SARIMAX terbaik yang akan digunakan dalam peramalan. Tahapan yang dilakukan sebagai berikut:

- Eksplorasi Data
- Analisis hubungan variabel eksogen terhadap endogen
- Pembagian data menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20.
- Uji stasioneritas menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Jika data belum stasioner maka dilakukan *differencing*.
- Identifikasi kandidat orde model menggunakan plot ACF dan PACF.
- Pemodelan SARIMA dilakukan melalui estimasi parameter kandidat model dan pengujian signifikansi parameter. Selanjutnya dilakukan uji diagnostik residual yang meliputi uji *white noise*, uji normalitas residual, dan uji homoskedastisitas. Model SARIMA terbaik kemudian dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil.
- Pemodelan SARIMAX dilakukan melalui estimasi parameter kandidat model dan pengujian signifikansi parameter. Selanjutnya dilakukan uji diagnostik residual yang meliputi uji *white noise*, uji normalitas residual, dan uji homoskedastisitas. Model SARIMAX terbaik kemudian dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil.

2. Tahap Evaluasi dan Perbandingan Kinerja

Pada tahap ini dilakukan evaluasi kinerja model SARIMA dan SARIMAX menggunakan data uji untuk menilai kemampuan prediksi model pada data di luar sampel pelatihan. Evaluasi dilakukan menggunakan MAPE. Model dengan nilai MAPE lebih kecil dinyatakan memiliki kinerja peramalan yang lebih baik.

3. Tahap Peramalan

Tahap peramalan dilakukan untuk menghasilkan peramalan produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi untuk 12 bulan ke depan menggunakan model dengan kinerja peramalan yang lebih baik yang diperoleh pada tahap evaluasi dan perbandingan kinerja model.

HASIL DAN PEMBAHASAN

TAHAP PEMODELAN

1. Ekplorasi Data

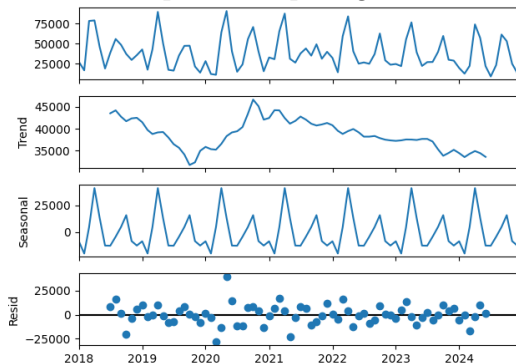
Statistik deskriptif produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi periode Januari 2018 hingga Desember 2024 disajikan pada tabel berikut.

Tabel 4. Statistik Deskriptif Produksi Padi Bulanan Kabupaten Banyuwangi

Statistik	Nilai (ton)
Mean	38770,37
Standar Deviasi	20440,29
Minimum	9386,91
Maksimum	90760,31

Berdasarkan Tabel 4, produksi padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi pada periode Januari 2018 hingga Desember 2024 menunjukkan fluktuasi yang cukup besar antarbulan. Secara deskriptif, rata-rata produksi padi tercatat sebesar 38770,37 ton dengan simpangan baku sebesar 20440,29 ton, yang mengindikasikan variasi produksi yang relatif tinggi. Nilai produksi minimum sebesar 9386,91 ton dan maksimum mencapai 90760,31 ton menunjukkan adanya perbedaan produksi yang signifikan pada periode tertentu.

Plot dekomposisi data produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi dari Januari 2018 hingga Desember 2024 dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 1. Plot Dekomposisi Deret Waktu Produksi Padi Bulanan Kabupaten Banyuwangi Periode Januari 2018–Desember 2024

Berdasarkan Gambar 1, dekomposisi deret waktu produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi menampilkan data asli (*observed*) beserta komponen tren, musiman, dan residual. Komponen tren menunjukkan bahwa produksi padi tidak mengalami perubahan yang sepenuhnya linear. Pada periode 2018 hingga awal 2020 tren cenderung menurun, kemudian meningkat cukup tajam pada periode 2020 hingga awal 2021, sebelum kembali menurun secara bertahap hingga akhir periode pengamatan tahun 2024. Komponen musiman menunjukkan pola yang berulang secara konsisten setiap tahun atau setiap 12 bulan, dengan puncak produksi cenderung muncul pada bulan yang relatif sama setiap tahunnya. Sementara itu, komponen residual memperlihatkan fluktuasi yang berpusat di sekitar nol tanpa pola tren maupun musiman yang sistematis.

2. Analisis Hubungan Produksi Padi dan Luas Panen

Hasil analisis korelasi Pearson menunjukkan bahwa koefisien korelasi antara produksi padi dan luas panen sebesar 0,9944 dengan p -value sebesar $7,654 \times 10^{-82}$. Nilai koefisien korelasi yang sangat mendekati satu menunjukkan adanya hubungan linear positif yang sangat kuat antara produksi padi dan luas panen. Selain itu, nilai p -value yang lebih kecil dari taraf signifikansi 5% menunjukkan bahwa hubungan tersebut signifikan secara statistik. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan luas panen cenderung diikuti oleh peningkatan produksi padi. Oleh karena itu, luas panen digunakan sebagai variabel eksogen dalam pemodelan SARIMAX.

3. Kestasioneran Data

Hasil pengujian stasioneritas data produksi padi menggunakan uji ADF disajikan pada tabel berikut.

Tabel 5. Hasil Uji ADF

Statistik Uji	p - value
Sebelum <i>differencing</i>	0,2894
Setelah <i>differencing</i> orde 1	$2,254 \times 10^{-5}$

Berdasarkan Tabel 5, hasil uji ADF menunjukkan bahwa sebelum dilakukan *differencing*, data produksi padi belum stasioner dengan nilai p -value sebesar 0,2894. Nilai tersebut lebih besar dari taraf signifikansi 0,05, sehingga hipotesis nol tidak dapat ditolak dan data dinyatakan tidak stasioner.

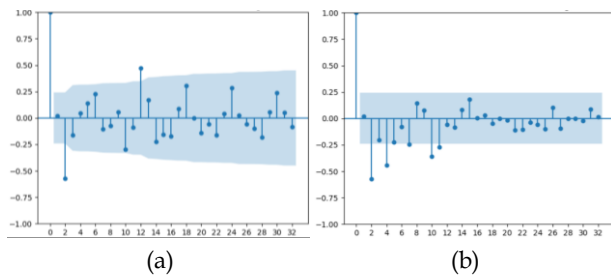
Setelah dilakukan *differencing* orde pertama, nilai p -value menjadi $2,254 \times 10^{-5}$ yang lebih kecil dari

0,05, sehingga hipotesis nol ditolak dan data dinyatakan stasioner dalam rata-rata.

Dengan demikian, data produksi padi yang telah melalui proses *differencing* orde pertama selanjutnya digunakan pada tahap identifikasi orde model SARIMA dan SARIMAX.

4. Identifikasi Orde Model

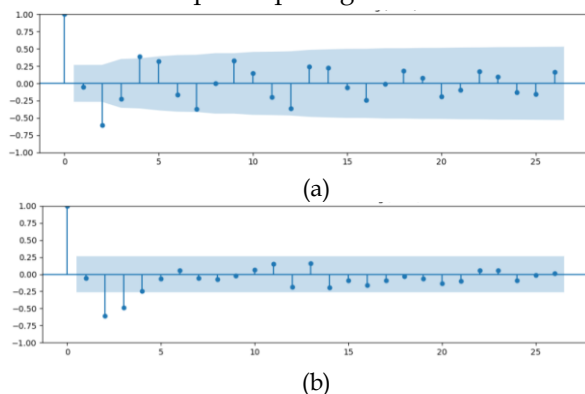
Identifikasi orde model dilakukan menggunakan plot ACF dan PACF dari data produksi padi yang telah stasioner. Plot ACF dan PACF setelah *differencing* non-musiman ditampilkan pada gambar berikut.



Gambar 2. Plot ACF Non-Musiman (a) Plot PACF Non-Musiman (b)

Berdasarkan Gambar 2, plot ACF menunjukkan adanya *spike* signifikan pada lag ke-2 yang mengindikasikan kemungkinan adanya komponen *moving average* (MA) non-musiman dengan orde $q = 2$. Sementara itu, plot PACF belum menunjukkan pola *cut-off* yang jelas sehingga komponen *autoregressive* (AR) non-musiman belum dapat ditentukan secara pasti dan dipertimbangkan dengan nilai $p = 0$. Selain itu, terlihat adanya *spike* signifikan pada lag musiman ke-12 yang menunjukkan adanya pola musiman pada data produksi padi. Oleh karena itu dilakukan *differencing* musiman dengan periode 12 untuk menghilangkan pengaruh musiman.

Plot ACF dan PACF setelah dilakukan *differencing* musiman ditampilkan pada gambar berikut.



Gambar 3. Plot ACF Musiman (a) Plot PACF Musiman (b)

Berdasarkan Gambar 3, plot ACF masih menunjukkan *spike* signifikan pada lag ke-2, sedangkan plot PACF menunjukkan *spike* signifikan pada lag ke-2 hingga ke-3 yang mengindikasikan kemungkinan komponen *autoregressive* non-musiman dengan orde $p = 2$. Sementara itu, pada lag musiman tidak terlihat pola *cut-off* maupun *spike* signifikan yang konsisten, sehingga komponen musiman dipertimbangkan dengan orde $P = 0$ dan $Q = 0$.

Berdasarkan hasil identifikasi tersebut, struktur umum model yang dipertimbangkan adalah: SARIMA $(p, 1, 2)(0, 1, Q)^{12}$ serta SARIMAX $(p, 1, 2)(0, 1, Q)^{12}$, dengan $p = 0, 2$, atau 3 dan $Q = 0$ atau 1. Struktur orde ini selanjutnya digunakan sebagai dasar pembentukan dan pembahasan model SARIMA dan SARIMAX pada bagian berikutnya.

5. Model SARIMA

Kandidat model SARIMA yang dipertimbangkan dalam penelitian ini meliputi SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 0)^{12}$, SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)^{12}$, SARIMA $(2, 1, 2)(0, 1, 0)^{12}$, SARIMA $(3, 1, 2)(0, 1, 0)^{12}$, SARIMA $(2, 1, 2)(0, 1, 1)^{12}$, dan SARIMA $(3, 1, 2)(0, 1, 1)^{12}$. Parameter dari masing-masing kandidat model selanjutnya diestimasi dan diuji signifikansinya. Hasil estimasi parameter model SARIMA disajikan pada tabel berikut.

Tabel 6. Hasil Estimasi Parameter Model SARIMA

Model	Parameter	Koefisien Parameter	$p - value$
SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 0)^{12}$	MA(1)	-0,331629	0,068839
	MA(2)	-0,497591	0,000018
SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)^{12}$	MA(1)	-0,291036	0,358403
	MA(2)	-0,545008	0,012125
	SMA(1)	-0,609314	0,029963
SARIMA $(2, 1, 2)(0, 1, 0)^{12}$	AR(1)	0,372087	0,174788
	AR(2)	-0,742629	0,000000
	MA(1)	-0,851459	0,042547
	MA(2)	0,317976	0,237844
SARIMA $(3, 1, 2)(0, 1, 0)^{12}$	AR(1)	0,110757	0,916334
	AR(2)	-0,692722	0,017204
	AR(3)	-0,201292	0,792049
	MA(1)	-0,614053	0,516995
	MA(2)	0,205424	0,753290
SARIMA $(2, 1, 2)(0, 1, 1)^{12}$	AR(1)	0,316204	0,533874
	AR(2)	-0,670744	0,005884
	MA(1)	-0,996431	0,077203
	MA(2)	0,110401	0,835139
	SMA(1)	-0,561446	0,016131

SARIMA (3,1,2)(0,1,1) ¹²	AR(1)	0,103535	0,970591
	AR(2)	-0,617839	0,365500
	AR(3)	-0,151265	0,933541
	MA(1)	-0,797675	0,773191
	MA(2)	-0,061065	0,980188
	SMA(1)	-0,557907	0,021588

Berdasarkan Tabel 6, tidak seluruh parameter pada setiap kandidat model SARIMA menunjukkan signifikansi statistik. Beberapa parameter, seperti komponen *moving average* non-musiman dan *moving average* musiman orde satu, cenderung menunjukkan signifikansi yang lebih konsisten dibandingkan komponen *autoregressive*. Hal ini mengindikasikan bahwa setelah dilakukan *differencing* non-musiman dan musiman, dinamika produksi padi bulanan lebih dipengaruhi oleh efek galat masa lalu dibandingkan oleh pengaruh langsung nilai produksi pada periode sebelumnya.

Meskipun demikian, dalam pendekatan Box-Jenkins, signifikansi parameter secara individual bukan satu-satunya dasar dalam menentukan kelayakan model. Wei (2019) menyatakan bahwa pemilihan model yang optimal dalam analisis deret waktu biasanya dilakukan berdasarkan hasil uji diagnostik serta kriteria informasi, seperti *Akaike Information Criterion* (AIC), yang mempertimbangkan keseimbangan antara ketepatan model dan kompleksitasnya. Oleh karena itu, seluruh kandidat model SARIMA yang telah diestimasi tetap dievaluasi lebih lanjut melalui uji diagnostik residual.

Pengujian diagnostik residual meliputi uji *white noise*, normalitas, dan homoskedastisitas. Uji *white noise* residual dilakukan menggunakan uji Ljung-Box yang hasilnya disajikan pada tabel berikut.

Tabel 7. Hasil Uji L-jung-Box Model SARIMA

Model	<i>p</i> – value
SARIMA (0,1,2)(0,1,0) ¹²	0,4604
SARIMA (0,1,2)(0,1,1) ¹²	0,4246
SARIMA (2,1,2)(0,1,0) ¹²	0,4650
SARIMA (3,1,2)(0,1,0) ¹²	0,5301
SARIMA (2,1,2)(0,1,1) ¹²	0,0000
SARIMA (3,1,2)(0,1,1) ¹²	0,0000

Berdasarkan hasil uji Ljung-Box pada Tabel 7, sebagian kandidat model SARIMA menghasilkan nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 sehingga residual model tidak mengandung autokorelasi dan memenuhi asumsi *white noise*. Model yang memenuhi asumsi *white noise* adalah SARIMA (0,1,2)(0,1,0)¹², SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹², SARIMA (2,1,2)(0,1,0)¹², dan SARIMA (3,1,2)(0,1,0)¹².

Sebaliknya, model SARIMA (2,1,2)(0,1,1)¹² dan SARIMA (3,1,2)(0,1,1)¹² menghasilkan nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05 sehingga residual model masih mengandung autokorelasi. Oleh karena itu, kedua model tersebut dieliminasi dan hanya model yang memenuhi asumsi *white noise* yang dilanjutkan pada tahap pengujian normalitas residual.

Pengujian normalitas residual dilakukan menggunakan metode Kolmogorov-Smirnov, yang hasilnya disajikan pada tabel berikut.

Tabel 8. Hasil Uji Kolmogorov-Smirnov Model SARIMA

Model	<i>p</i> – value
SARIMA (0,1,2)(0,1,0) ¹²	0,4142
SARIMA (0,1,2)(0,1,1) ¹²	0,4977
SARIMA (2,1,2)(0,1,0) ¹²	0,0443
SARIMA (3,1,2)(0,1,0) ¹²	0,0241

Berdasarkan Tabel 8, model SARIMA (0,1,2)(0,1,0)¹² dan SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² menghasilkan nilai *p-value* lebih besar dari 0,05 sehingga residual kedua model tersebut dinyatakan berdistribusi normal. Sebaliknya, model SARIMA (2,1,2)(0,1,0)¹² dan SARIMA (3,1,2)(0,1,0)¹² menghasilkan nilai *p-value* lebih kecil dari 0,05 sehingga residual tidak berdistribusi normal. Oleh karena itu, kedua model tersebut dieliminasi pada tahap uji normalitas residual.

Selanjutnya dilakukan pengujian homoskedastisitas residual menggunakan uji ARCH-LM, dengan hasil yang disajikan pada tabel berikut.

Tabel 9. Hasil Uji ARCH-LM Model SARIMA

Model	<i>p</i> – value
SARIMA (0,1,2)(0,1,0) ¹²	0,9183
SARIMA (0,1,2)(0,1,1) ¹²	0,9119

Berdasarkan Tabel 9, kedua model menghasilkan nilai *p-value* lebih besar dari 0,05 sehingga residual tidak menunjukkan adanya efek ARCH dan memiliki varians yang konstan. Dengan demikian, model SARIMA (0,1,2)(0,1,0)¹² dan SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² memenuhi seluruh asumsi diagnostik residual, sehingga kedua model tersebut selanjutnya dibandingkan menggunakan nilai AIC untuk menentukan model SARIMA terbaik.

Nilai AIC dari masing-masing model SARIMA disajikan pada tabel berikut.

Tabel 10. Nilai AIC Model SARIMA

Model	AIC
SARIMA (0,1,2)(0,1,0) ¹²	1151,7848
SARIMA (0,1,2)(0,1,1) ¹²	871,4843

Berdasarkan Tabel 10, model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² memiliki nilai AIC yang lebih kecil dibandingkan model SARIMA (0,1,2)(0,1,0)¹², yaitu

sebesar 871,4843. Hal ini menunjukkan bahwa model dengan komponen *moving average* musiman orde satu mampu merepresentasikan dinamika produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi dengan lebih baik. Dengan demikian, model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² dipilih sebagai model SARIMA terbaik dalam penelitian ini.

6. Model SARIMAX

Kandidat model SARIMAX yang dipertimbangkan yaitu, SARIMAX (0,1,2)(0,1,0)¹², SARIMAX (0,1,2)(0,1,1)¹², SARIMAX (2,1,2)(0,1,0)¹², SARIMAX (3,1,2)(0,1,0)¹², SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹², serta SARIMAX (3,1,2)(0,1,1)¹². Parameter dari masing-masing kandidat model selanjutnya diestimasi dan diuji signifikansinya. Hasil estimasi parameter model SARIMAX disajikan pada tabel berikut.

Tabel 11. Hasil Estimasi Parameter Model SARIMAX

Model	Parameter	Koefisien Parameter	<i>p</i> – value
SARIMAX (0,1,2)(0,1,0) ¹²	MA(1)	-0,244714	0,151510
	MA(2)	-0,119115	0,362960
	Xreg	5,741164	0,000000
SARIMAX (0,1,2)(0,1,1) ¹²	MA(1)	-0,001308	0,995859
	MA(2)	-0,230831	0,307784
	SMA(1)	-0,511801	0,000398
	Xreg	5,758532	0,000000
SARIMAX (2,1,2)(0,1,0) ¹²	AR(1)	-0,085092	0,410341
	AR(2)	0,717224	0,000000
	MA(1)	0,000000	1,000000
	MA(2)	-1,000000	0,000000
	Xreg	5,748220	0,000000
SARIMAX (3,1,2)(0,1,0) ¹²	AR(1)	-0,218058	0,154537
	AR(2)	0,725318	0,000000
	AR(3)	0,156730	0,292160
	MA(1)	-0,000000	1,000000
	MA(2)	-1,000000	0,000000
	Xreg	5,731684	0,000000
SARIMAX (2,1,2)(0,1,1) ¹²	AR(1)	-0,194494	0,000000
	AR(2)	-0,936141	0,000000
	MA(1)	0,230170	0,175675
	MA(2)	0,999918	0,000424
	SMA(1)	-0,373086	0,009397
	Xreg	5,750141	0,000000
SARIMAX (3,1,2)(0,1,1) ¹²	AR(1)	-1,043362	0,002723
	AR(2)	-0,741301	0,019050
	AR(3)	-0,193389	0,459516
	MA(1)	1,199887	0,000000
	MA(2)	0,741628	0,000000
	SMA(1)	-0,999993	0,000000
	Xreg	5,845408	0,000000

Berdasarkan Tabel 11, variabel eksogen luas panen menunjukkan koefisien yang bernilai positif dan signifikan secara statistik pada seluruh kandidat model SARIMAX. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan luas panen cenderung diikuti oleh peningkatan produksi padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi. Sementara itu, signifikansi parameter *autoregressive* dan *moving average* bervariasi antar model.

Sebagaimana pada pemodelan SARIMA, signifikansi parameter secara individual tidak dijadikan sebagai satu-satunya dasar dalam menentukan kelayakan model. Oleh karena itu, seluruh kandidat model SARIMAX yang telah diestimasi tetap dievaluasi lebih lanjut melalui uji diagnostik residual.

Pengujian diagnostik residual meliputi uji *white noise*, normalitas, dan homoskedastisitas. Uji *white noise* residual dilakukan menggunakan uji Ljung-Box yang hasilnya disajikan pada tabel berikut.

Tabel 12. Hasil Uji Ljung-Box Model SARIMAX

Model	<i>p</i> – value
SARIMAX (0,1,2)(0,1,0) ¹²	0,9976
SARIMAX (0,1,2)(0,1,1) ¹²	0,5334
SARIMAX (2,1,2)(0,1,0) ¹²	0,8194
SARIMAX (3,1,2)(0,1,0) ¹²	0,9857
SARIMAX (2,1,2)(0,1,1) ¹²	0,1276
SARIMAX (3,1,2)(0,1,1) ¹²	0,2138

Berdasarkan Tabel 12, seluruh kandidat model SARIMAX menghasilkan nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 sehingga residual model tidak mengandung autokorelasi dan memenuhi asumsi *white noise*. Dengan demikian, tidak terdapat model yang dieliminasi pada tahap ini dan seluruh model dilanjutkan pada tahap pengujian normalitas residual.

Pengujian normalitas residual dilakukan menggunakan metode Kolmogorov-Smirnov, yang hasilnya disajikan pada tabel berikut.

Tabel 13. Hasil Uji Kolmogorov-Smirnov Model SARIMAX

Model	<i>p</i> – value
SARIMAX (0,1,2)(0,1,0) ¹²	0,6736
SARIMAX (0,1,2)(0,1,1) ¹²	0,5634
SARIMAX (2,1,2)(0,1,0) ¹²	0,6074
SARIMAX (3,1,2)(0,1,0) ¹²	0,5475
SARIMAX (2,1,2)(0,1,1) ¹²	0,4408
SARIMAX (3,1,2)(0,1,1) ¹²	0,5920

Berdasarkan Tabel 13, seluruh model SARIMAX menghasilkan nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05

sehingga residual model dinyatakan berdistribusi normal. Oleh karena itu, tidak terdapat model yang dieliminasi pada tahap uji normalitas residual.

Selanjutnya dilakukan pengujian homoskedastisitas residual menggunakan uji ARCH-LM, dengan hasil yang disajikan pada tabel berikut.

Tabel 14. Hasil Uji ARCH-LM Model SARIMAX

Model	<i>p</i> – <i>value</i>
SARIMAX (0,1,2)(0,1,0) ¹²	0,0167
SARIMAX (0,1,2)(0,1,1) ¹²	0,1602
SARIMAX (2,1,2)(0,1,0) ¹²	0,0269
SARIMAX (3,1,2)(0,1,0) ¹²	0,0623
SARIMAX (2,1,2)(0,1,1) ¹²	0,1787
SARIMAX (3,1,2)(0,1,1) ¹²	0,0184

Berdasarkan Tabel 14, model SARIMAX (0,1,2)(0,1,0)¹², SARIMAX (2,1,2)(0,1,0)¹², dan SARIMAX (3,1,2)(0,1,1)¹² menghasilkan nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05 sehingga residual model bersifat heteroskedastis dan dieliminasi dari kandidat model.

Sebaliknya, model SARIMAX (0,1,2)(0,1,1)¹², SARIMAX (3,1,2)(0,1,0)¹², dan SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² menghasilkan nilai *p-value* lebih besar dari 0,05 sehingga memenuhi asumsi homoskedastisitas. Dengan demikian, ketiga model tersebut memenuhi seluruh asumsi diagnostik residual dan selanjutnya dibandingkan menggunakan nilai AIC untuk menentukan model SARIMAX terbaik.

Nilai AIC dari masing-masing model SARIMAX disajikan pada tabel berikut.

Tabel 15. Nilai AIC Model SARIMAX

Model	AIC
SARIMAX (0,1,2)(0,1,1) ¹²	670,4344
SARIMAX (3,1,2)(0,1,0) ¹²	904,0840
SARIMAX (2,1,2)(0,1,1) ¹²	663,7077

Berdasarkan Tabel 15, model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² memiliki nilai AIC paling kecil dibandingkan model lainnya, yaitu sebesar 663,7077. Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut memiliki keseimbangan terbaik antara kemampuan menjelaskan data dan jumlah parameter yang digunakan. Dengan demikian, model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² dipilih sebagai model SARIMAX terbaik dalam penelitian ini.

TAHAP EVALUASI DAN PERBANDINGAN KINERJA

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk membandingkan kemampuan model SARIMA dan SARIMAX dalam meramalkan produksi padi

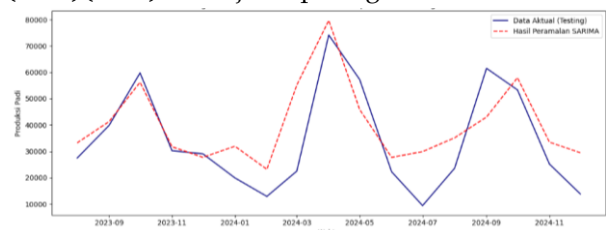
bulanan di Kabupaten Banyuwangi. Evaluasi dilakukan menggunakan data uji yang tidak digunakan pada proses pembentukan model. Tingkat akurasi peramalan diukur menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil evaluasi kinerja model disajikan pada tabel berikut.

Tabel 16. Evaluasi Model SARIMA dan SARIMAX

Model	MAPE
SARIMA (0,1,2)(0,1,1) ¹²	48,86%
SARIMAX (2,1,2)(0,1,1) ¹²	4,50%

Berdasarkan Tabel 16, model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² menghasilkan nilai MAPE sebesar 48,86%, sedangkan model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² menghasilkan nilai MAPE sebesar 4,50%. Berdasarkan kriteria interpretasi nilai MAPE, tingkat kesalahan peramalan model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² berada pada kategori cukup, sementara model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² berada pada kategori sangat akurat. Perbedaan nilai MAPE yang cukup besar tersebut menunjukkan adanya perbedaan kemampuan yang signifikan antara kedua model tersebut dalam meramalkan produksi padi bulanan pada data uji. Nilai MAPE yang jauh lebih kecil pada model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² mengindikasikan bahwa model tersebut memiliki tingkat akurasi peramalan yang lebih baik dibandingkan model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² dalam memprediksi produksi padi bulanan pada data uji.

Selain berdasarkan nilai MAPE, perbandingan kinerja model juga dapat dilihat secara visual melalui perbandingan antara data aktual dan hasil peramalan pada data uji. Plot perbandingan data aktual dan hasil peramalan menggunakan model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² disajikan pada gambar berikut.

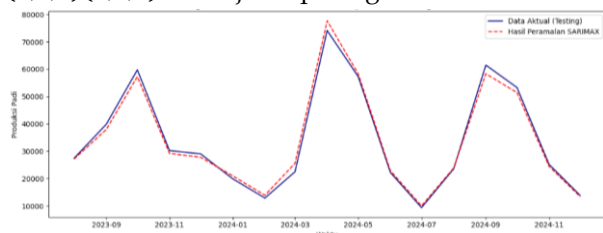


Gambar 4. Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Peramalan Model SARIMA

Berdasarkan Gambar 4, hasil peramalan menggunakan model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹² belum sepenuhnya mengikuti pola data aktual. Pada beberapa periode masih terdapat selisih yang cukup besar antara nilai peramalan dan data aktual,

terutama ketika terjadi fluktuasi produksi yang cukup tinggi.

Selanjutnya, plot perbandingan data aktual dan hasil peramalan menggunakan model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² disajikan pada gambar berikut.



Gambar 5. Plot Perbandingan Data Aktual dan Hasil Peramalan Model SARIMAX

Berdasarkan Gambar 5, hasil peramalan model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² terlihat lebih mendekati data aktual dibandingkan model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹². Pola fluktuasi produksi padi dapat diikuti dengan lebih baik oleh model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹², sehingga selisih antara nilai aktual dan hasil peramalan relatif lebih kecil.

Hasil ini sejalan dengan nilai MAPE yang diperoleh, di mana model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² menghasilkan tingkat kesalahan yang jauh lebih kecil dibandingkan model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹². Dengan demikian, baik secara kuantitatif maupun visual, model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² menunjukkan kinerja peramalan yang lebih baik dibandingkan model SARIMA (0,1,2)(0,1,1)¹². Oleh karena itu, model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹² selanjutnya digunakan pada tahap peramalan produksi padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi untuk 12 bulan ke depan.

TAHAP PERAMALAN

Peramalan produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi untuk 12 bulan ke depan dilakukan menggunakan model SARIMAX (2,1,2)(0,1,1)¹². Peramalan dilakukan untuk periode 12 bulan setelah periode pengamatan terakhir, yaitu mulai Januari 2025 hingga Desember 2025. Hasil peramalan produksi padi bulanan disajikan pada tabel berikut.

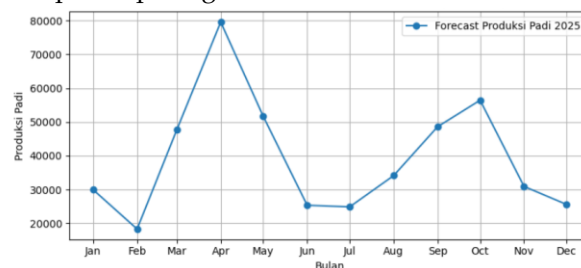
Tabel 17. Hasil Peramalan Produksi Padi Bulanan

Periode	Hasil Peramalan (Ton GKG)
Januari 2025	29936,54
Februari 2025	18294,59
Maret 2025	47684,68
April 2025	79599,20
Mei 2025	51681,73
Juni 2025	25336,92

Juli 2025	24865,00
Agustus 2025	34117,25
September 2025	48594,96
Oktober 2025	56449,15
November 2025	30908,66
Desember 2025	25572,99

Berdasarkan Tabel 17, hasil peramalan menunjukkan bahwa produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi pada tahun 2025 diperkirakan mengalami fluktuasi sepanjang tahun. Produksi padi tertinggi diprediksi terjadi pada bulan April sebesar 79.599,20 ton GKG, sedangkan produksi terendah diperkirakan terjadi pada bulan Februari sebesar 18.294,59 ton GKG. Secara umum, produksi padi diperkirakan meningkat mulai bulan Maret hingga mencapai puncaknya pada bulan April, kemudian mengalami penurunan hingga bulan Juli. Setelah itu produksi kembali meningkat pada periode Agustus hingga Oktober sebelum kembali menurun pada akhir tahun.

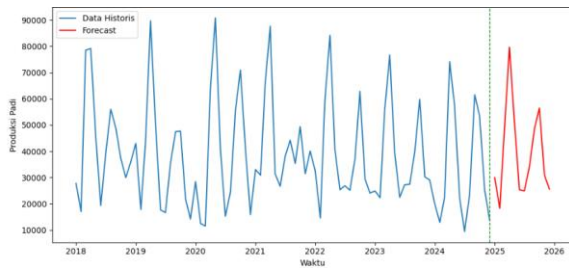
Visualisasi hasil peramalan produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi tahun 2025 ditampilkan pada gambar berikut.



Gambar 6. Plot Hasil Peramalan Produksi Padi Bulanan

Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa hasil peramalan mengikuti pola fluktuasi musiman yang cukup jelas sepanjang tahun. Produksi padi diperkirakan berada pada tingkat relatif rendah pada awal tahun, kemudian meningkat hingga mencapai puncaknya pada bulan April. Setelah periode tersebut produksi mengalami penurunan hingga pertengahan tahun dan kembali meningkat pada periode Agustus hingga Oktober sebelum kembali menurun pada akhir tahun. Pola fluktuasi ini menunjukkan bahwa produksi padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi memiliki karakteristik musiman yang kuat.

Selanjutnya, perbandingan antara data historis dan hasil peramalan ditampilkan pada gambar berikut.



Gambar 7. Plot Data Aktual dan Hasil Peramalan 12 Bulan ke Depan

Berdasarkan Gambar 7, nilai peramalan untuk tahun 2025 masih berada dalam rentang variasi data historis produksi padi. Pola peramalan juga mengikuti karakteristik musiman yang terlihat pada data historis, yaitu adanya periode puncak produksi pada awal hingga pertengahan tahun serta penurunan pada pertengahan hingga akhir tahun. Hal ini menunjukkan bahwa model SARIMAX $(2,1,2)(0,1,1)^{12}$ mampu memberikan proyeksi produksi padi yang realistis sekaligus menangkap pola musiman produksi padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh simpulan sebagai berikut.

1. Model SARIMA terbaik untuk meramalkan produksi padi bulanan di Kabupaten Banyuwangi adalah SARIMA $(0,1,2)(0,1,1)^{12}$ dengan nilai AIC sebesar 871,4843. Sementara itu, model SARIMAX terbaik adalah SARIMAX $(2,1,2)(0,1,1)^{12}$ dengan nilai AIC sebesar 663,7077.
2. Hasil evaluasi kinerja model menggunakan data uji menunjukkan bahwa model SARIMAX $(2,1,2)(0,1,1)^{12}$ memiliki kinerja peramalan yang lebih baik dibandingkan model SARIMA $(0,1,2)(0,1,1)^{12}$. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAPE model SARIMAX $(2,1,2)(0,1,1)^{12}$ sebesar 4,50% yang termasuk dalam kategori sangat akurat, sedangkan model SARIMA $(0,1,2)(0,1,1)^{12}$ menghasilkan nilai MAPE sebesar 48,86% yang berada pada kategori cukup.
3. Hasil peramalan produksi padi bulanan Kabupaten Banyuwangi untuk periode Januari 2025 hingga Desember 2025 menggunakan model SARIMAX $(2,1,2)(0,1,1)^{12}$ menunjukkan adanya fluktuasi produksi yang dipengaruhi

oleh pola musiman, dengan produksi tertinggi diperkirakan terjadi pada bulan April dan terendah pada bulan Februari.

SARAN

Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penambahan variabel eksogen lain yang berpotensi memengaruhi produksi padi sehingga hubungan antara berbagai faktor yang memengaruhi produksi dapat dianalisis secara lebih komprehensif. Selain itu, penelitian selanjutnya juga dapat membandingkan metode peramalan lain, baik metode statistik maupun metode berbasis machine learning seperti *Recurrent Neural Network (RNN)*, *Gated Recurrent Unit (GRU)*, atau *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk memperoleh model dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahadi, G. D., & Zain, N. N. L. E. (2023). Pemeriksaan Uji Kenormalan dengan Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling dan Shapiro-Wilk. *Eigen Mathematics Journal*, 6, 11–19. <https://doi.org/10.29303/emj.v6i1.131>
- Alharbi, F. R., & Csala, D. (2022). A Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factors (SARIMAX) Forecasting Model-Based Time Series Approach. *Inventions*, 7. <https://doi.org/10.3390/inventions7040094>
- Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. (2025, Februari 3). *Luas Panen, Produksi, dan Produktivitas Padi Menurut Provinsi, 2018-2024*. Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTQ5OCMy/luas-panen--produksi--dan-produktivitas-padi-menurut-provinsi.html>
- Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Banyuwangi. (2025). *Kabupaten Banyuwangi dalam Angka 2025*. <https://banyuwangikab.bps.go.id/id/publication/2025/02/28/25f240ae065ac34d05735411/kabupaten-banyuwangi-dalam-angka-2025.html>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis Forecasting and Control* (5 ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Cahyono, T. W., Tokuda, H., Amrullah, E. R., & Laya, W. S. (2025). *Analyzing rice production and consumption using a system dynamics model in East Kalimantan*. <https://doi.org/10.21082/akp.v23n1.2025.135-150>

- Djibrán, F., Djakaria, I., & Nuha, A. R. (2025). Penerapan metode SARIMAX dalam meramalkan produksi ikan niki di provinsi Gorontalo. *PYTHAGORAS: Jurnal Program Studi Pendidikan Matematika*, 14(1), 99–110.
- El-Hashash, E. F., & Shiekh, R. H. A. (2022). A Comparison of the Pearson, Spearman Rank and Kendall Tau Correlation Coefficients Using Quantitative Variables. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 20(3), 36–48. <https://doi.org/10.9734/ajpas/2022/v20i3425>
- Engle, R. F. (1982). *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*. 50(4), 987–1007. <https://www.jstor.org/stable/1912773>
- Fu, T., Tang, X., Cai, Z., Zuo, Y., Tang, Y., & Zhao, X. (2020). Correlation research of phase angle Variation and Coating Performance by Means of Pearson's Correlation Coefficient. *Progress in Organic Coatings*, 139. <https://doi.org/10.1016/j.porgcoat.2019.105459>
- Hafizah, D., Hakim, D. B., Harianto, H., & Nurmalina, R. (2020). The Role of Rice's Price in the Household Consumption in Indonesia. *AGRIEKONOMIKA*, 9(1), 38–47. <https://doi.org/10.21107/agriekonomika.v9i1.6962>
- Hanke, J. E., & Wichern, D. W. . (2014). *Business Forecasting* (9 ed.). Pearson Education Limited.
- Hyndman, R. J. ., & Athanasopoulos, George. (2021). *Forecasting: principles and practice* (3 ed.). OTexts.
- Kementerian Pertanian. (2024). *Outlook Komoditas Pertanian Tanaman Pangan Padi 2024*. https://satudata.pertanian.go.id/assets/docs/publikasi/Outlook_Padi_2024_Final.pdf
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business Forecasting Methods*. Butterworth & Co (Publishers) Ltd.,
- Makridakis, S., Wheelwright, S., & Hyndman, R. J. (1997). *Forecasting: Methods and Applications*. John Wiley & Sons.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting* (2 ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Rahim, R., Dela, A., Nurfaiah, R., Anggraeni, Y., Pasaribu, S., Utami, N. D., & Kurnia, R. (2024). Dinamika Ketahanan Pangan: Analisis Pengaruh Luas Panen Padi, Konsumsi Beras, Harga Beras, dan Jumlah Penduduk Terhadap Produksi Padi di Wilayah Sentra Padi di Indonesia Tahun 2017-2021. *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, 4.
- Ramadhan, A., & Faridatussalam, S. R. (2025). Determinasi Rasio Ketersediaan Beras di Indonesia dalam Perspektif Ketahanan Pangan Nasional. *JER: Jurnal Economic Resources*, 8(2).
- Roflin, E., Rohana, & Riana, F. (2022). *Analisis Korelasi dan Regresi* (M. Nasrudin, Ed.; 1 ed., Vol. 1). PT. Nasya Expanding Management.
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2011). *Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples (Third edition)*. Springer Science+Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-7865-3>
- Sofiana, Suparti, Hakim, A. R., & Utami, I. T. (2020). Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat di Bandara Internasional Ahmad Yani dengan Metode Holt Winter's Exponential Smoothing dan Metode Exponential Smoothing Event Based. *JURNAL GAUSSIAN*, 9(4), 535–545. <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- Suhartono. (2008). *Analisis Data Statistik dengan-R*. Lab. Statistik Komputasi ITS.
- Wahyudi, A. J., & Febriani, F. (2024). Time-Series Forecasting of Particulate Organic Carbon on the Sunda Shelf: Comparative Performance of the SARIMA and SARIMAX Models. *Regional Studies in Marine Science*, 80, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.rsma.2024.103863>
- Wei, W. W. S. (2019). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods* (2 ed.). Pearson Education.
- Yulianti, R., Amanda, N. T., Notodiputro, K. A., Angraini, Y., & Mualifah, L. N. A. (2025). Comparison of Sarima and Sarimax Methods for Forecasting Harvested Dry Grain Prices in Indonesia. *BAREKENG: Journal of Mathematics and Its Applications*, 19(1), 319–330. <https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss1p0319-0330>