

**MODEL *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (SARIMA) UNTUK MEMPREDIKSI JUMLAH PRODUKSI BERAS DI PROVINSI NUSA TENGGARA BARAT**

***SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARIMA) MODEL TO PREDICTE RICE PRODUCTION AMOUNT IN WEST NUSA TENGGARA PROVINCE***

**Wirajaya Kusuma<sup>1\*</sup>, Rifani Nur Sindy Setiawan<sup>2</sup>, Ni Made Nike Zeamita Widiyanti<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>Prodi Ilmu Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Bumigora, Mataram, Indonesia

<sup>2,3</sup>Prodi Agribisnis, Fakultas Pertanian, Universitas Mataram, Jl. Majapahit No. 62, Mataram, Indonesia

\*Email penulis korespondensi: [wirajaya@universitasbumigora.ac.id](mailto:wirajaya@universitasbumigora.ac.id)

**Abstrak**

Beras merupakan salah satu komoditas penting di Indonesia, terutama di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) yang dikenal sebagai salah satu daerah penghasil beras utama di wilayah Indonesia bagian timur. Peramalan jumlah produksi beras di Provinsi NTB sangat penting untuk mendukung perencanaan kebijakan pertanian dan menjaga ketahanan pangan daerah. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah produksi beras di Provinsi NTB dengan menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), yang merupakan pengembangan dari model ARIMA untuk menangani data dengan komponen musiman. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data produksi beras di Provinsi NTB selama periode 2019 sampai 2023. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa Model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> merupakan model terbaik yang mampu memberikan prediksi yang lebih akurat terhadap jumlah produksi beras di Provinsi NTB. Hasil prediksi menunjukkan puncak produksi terjadi pada bulan April sebanyak 212,941 ribu ton dan produksi terendah terjadi pada bulan Januari dan Desember dengan masing-masing prediksi 19,093 ribu ton dan 14,459 ribu ton.

Kata-Kata Kunci: Peramalan, Produksi Beras, SARIMA, Musiman

**Abstract**

Rice is one of the important commodities in Indonesia, especially in the Province of West Nusa Tenggara (NTB) which is known as one of the main rice producing areas in eastern Indonesia. Forecasting the amount of rice production in NTB is very important to support agricultural policy planning and maintain regional food security. This study aims to predict the amount of rice production in NTB using the *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) method, which is a development of the ARIMA model to handle data with seasonal components. The data used in this study are rice production data in NTB for the period 2019 to 2023. The results of this study indicate that the SARIMA Model (0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> is the best model that is able to provide more accurate predictions of the amount of rice production in NTB. The prediction results show that peak production occurs in April at 212,941 thousand tons and the lowest production occurs in January and December with predictions of 19,093 thousand tons and 14,459 thousand tons respectively.

Keywords: Forecasting, Rice Production, SARIMA, Seasonal

**PENDAHULUAN**

Beras merupakan salah satu komoditas penting di Indonesia, terutama di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) yang dikenal sebagai salah satu daerah penghasil beras utama di wilayah Indonesia bagian timur. Pada tahun 2023, produksi beras untuk konsumsi pangan penduduk NTB mencapai 876,27 ribu ton, mengalami kenaikan sebanyak 48,75 ribu ton atau 5,89% dibandingkan produksi beras di tahun 2022 yang sebesar 827,52 ribu ton (BPS Provinsi NTB, 2023). Sebagai bahan pangan pokok bagi sebagian besar masyarakat, kestabilan dan ketersediaan beras sangat bergantung pada faktor produksi yang efisien dan mampu memenuhi permintaan pasar. Seiring dengan

meningkatnya jumlah penduduk dan kebutuhan pangan, perencanaan produksi beras yang efektif menjadi sangat penting. Oleh karena itu, peramalan produksi beras yang akurat dan tepat waktu sangat dibutuhkan untuk mengantisipasi kekurangan pasokan dan meminimalkan risiko yang dihadapi oleh petani dan pemangku kebijakan.

Peramalan merupakan suatu proses untuk memperkirakan atau memprediksi kondisi atau kejadian di masa depan berdasarkan data atau informasi yang tersedia dari masa lalu. Salah satu metode peramalan adalah *time series*. Menurut Makridakis dalam Fajri et al., (2023), *time series* adalah rangkaian data yang diurutkan menurut waktu dengan interval yang konsisten. Menurut Hanke dan Wichern dalam Fortuna dan Oktaviarina (2024), *time series* adalah kumpulan data pengamatan yang diurutkan berdasarkan waktu. Data ini dapat berupa pengukuran yang dilakukan secara berkala, seperti bulanan, mingguan, harian, atau per detik. Analisis *time series* bertujuan untuk memahami pola yang ada dalam data, membuat ramalan untuk masa depan, dan mengevaluasi pengaruh dari variabel lain terhadap data yang sedang dianalisis. Sedangkan menurut George et al., (2016) data deret waktu merupakan serangkaian observasi yang diambil pada interval waktu yang teratur, yang memungkinkan analisis pola dan tren dalam data tersebut.

Salah satu metode peramalan *time series* adalah Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) yaitu salah satu metode peramalan yang banyak digunakan untuk data deret waktu yang menunjukkan pola musiman. Metode ini mampu menangkap pola musiman dan tren yang ada dalam data, sehingga diharapkan dapat memberikan estimasi yang lebih akurat terhadap produksi beras di Provinsi NTB. Model SARIMA merupakan perluasan dari model ARIMA yang menggabungkan aspek *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) serta dapat menangani data yang memiliki komponen musiman dan non-musiman yang memungkinkan analisis dan peramalan deret waktu yang menunjukkan pola musiman, dengan memanfaatkan parameter musiman tambahan untuk menangkap perilaku musiman dalam data (George et al., 2016). Kelebihan dari metode SARIMA yaitu relatif mudah digunakan dalam memprediksi data *time series* yang berpola musiman (Assidiq et al., 2017). Menurut Vagropoulos et al., (2016), SARIMA merupakan model peramalan yang mencakup komponen musiman dan diterapkan pada data yang menunjukkan efek musiman, yaitu fluktuasi yang terjadi secara periodik dalam rentang waktu tahunan, triwulanan, bulanan, mingguan, atau harian.

Banyak penelitian telah menunjukkan keefektifan model SARIMA dalam peramalan produksi dan data musiman lainnya misalnya penelitian yang dilakukan oleh Setiawan dan Kusuma (2024) menemukan bahwa model SARIMA sangat efektif dalam menangkap pola musiman pada data produksi padi, terbukti dari tingkat akurasi yang tinggi dalam meramalkan produksi pada periode puncak musim panen. Putri et al., (2024) menyimpulkan bahwa dengan menggunakan model SARIMA memperkirakan bahwa produksi beras di Indonesia hanya mencapai kurang lebih dua per tiga dari target produksi nasional tahun 2024 dan terjadi penurunan produksi beras dibandingkan tahun 2023. Prianda dan Widodo (2021) menyimpulkan bahwa SARIMA memberikan kinerja yang lebih baik dalam hal akurasi peramalan dibandingkan dengan metode *Extreme Learning Machine* (ELM), terutama ketika data menunjukkan pola musiman yang jelas. Penelitian Nasirudin et al., (2022) tentang peramalan jumlah produksi kopi di Jawa Timur pada tahun 2020-2021 menyimpulkan model SARIMA  $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$  merupakan model terbaik dengan nilai MAPE terkecil yaitu 25,83. Penelitian oleh Alwi et al., (2023) tentang peramalan produksi padi menunjukkan bahwa model terbaik yang diperoleh adalah model SARIMA  $(1,1,2)(1,1,1)^{12}$  dengan nilai AIC terkecil 2996,04. Fahrudin & Sumitra (2020) dalam penelitiannya menyimpulkan hasil peramalan menggunakan metode SARIMA

lebih akurat dibandingkan dengan metode *Single Exponential Smoothing* (SES) dan peramalan inflasi Kota Bandung menggunakan metode SARIMA memiliki nilai akurasi yang tinggi. Liu et al., (2022) dalam penelitian menyimpulkan bahwa model SARIMA, dengan kemampuannya untuk menangkap komponen musiman dan non-musiman untuk memprediksi tren masa depan konsentrasi gas terlarut dalam minyak transformator daya memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode peramalan *Autoregressive* (AR) dan model *Long Short-Term Memory* (LSTM). Sim et al., (2019) dalam penelitiannya menemukan bahwa hasil peramalan konsumsi listrik menggunakan model SARIMA menunjukkan performa yang baik dalam menangkap pola musiman.

Berdasarkan uraian di atas, Proses peramalan ini akan melibatkan pengumpulan data historis produksi beras di Provinsi NTB, yang kemudian dianalisis menggunakan model SARIMA untuk mengidentifikasi pola musiman dan tren jangka panjang. Dengan demikian, peramalan produksi beras menggunakan model SARIMA dapat menjadi alat yang sangat berguna untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam pengelolaan produksi beras di Provinsi NTB, serta menjaga keberlanjutan ketahanan pangan di daerah tersebut.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif yang bertujuan untuk menganalisis dan meramalkan jumlah produksi beras di Provinsi NTB menggunakan model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Persamaan model SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)<sup>s</sup> adalah sebagai berikut (George et al., 2016) :

$$\phi_p(B)\phi_P(B^s)(1 - B^s)^D X_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^s) \varepsilon_t$$

Dimana :

$X_t$	: Nilai variabel $X$ pada periode ke- $t$	$\theta_Q$	: Parameter MA musiman
$\varepsilon_t$	: Nilai <i>error</i> periode ke- $t$	$s$	: Jumlah periode musiman
$\phi_p$	: Parameter AR non musiman	$d$	: Jumlah ordo <i>differencing</i> non musiman
$\phi_P$	: Parameter AR musiman	$D$	: Jumlah ordo <i>differencing</i> musiman
$\theta_q$	: Parameter MA non musiman		

Penelitian kuantitatif adalah penelitian yang variabel-variabelnya diukur dalam bentuk angka dan menganalisis data menggunakan metode statistik (Sugeng, 2022). Penelitian ini akan menganalisis data deret waktu produksi beras yang bersifat musiman, yang akan dijadikan dasar untuk peramalan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data historis produksi beras di Provinsi NTB tahun 2019 sampai tahun 2023 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data ini mencakup volume produksi beras per bulan yang akan digunakan untuk membangun dan menguji model peramalan. Adapun langkah-langkah analisis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Membuat analisis deskriptif tentang jumlah produksi beras di Provinsi NTB
2. Identifikasi model

Pada tahap ini dilakukan pengujian stasioneritas data dalam rata-rata dan varians. Untuk melihat stasioneritas data dalam rata-rata menggunakan plot ACF dimana jika data tidak stasioner dalam rata-rata maka dilakukan proses *differencing*. Sedangkan Jika data tidak stasioner dalam varian maka dilakukan transformasi pada data menggunakan transformasi *Box-Cox*. Data dikatakan stasioner dalam varian jika nilai

*Rounded Value* ( $\lambda$ ) adalah 1. Selanjutnya menentukan model sementara SARIMA dengan mengidentifikasi plot ACF dan plot PACF.

3. Estimasi parameter model SARIMA

Setelah model teridentifikasi, parameter model SARIMA akan diestimasi dan uji signifikansi parameter model SARIMA.

4. Uji diagnostik

Pengujian diagnostik model yaitu pengujian asumsi *residual white noise* dengan menggunakan statistik uji *Ljung-Box* dan pengujian asumsi *residual* berdistribusi normal dengan menggunakan statistik uji *Kolmogorov-Smirnov*.

5. Menentukan model terbaik dengan menggunakan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terkecil.

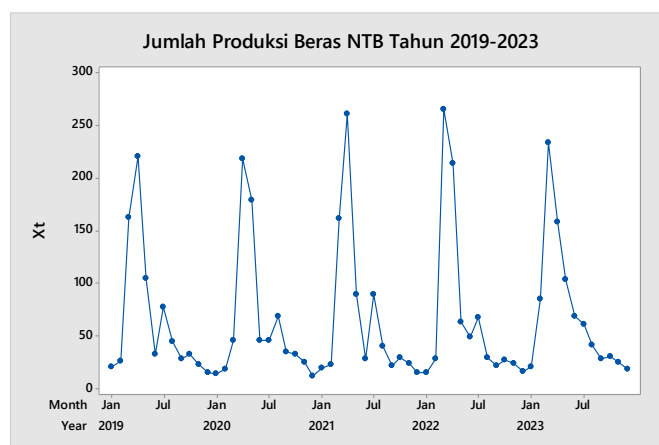
6. Melakukan peramalan.

Setelah mendapatkan model terbaik, model SARIMA akan digunakan untuk meramalkan produksi beras di Nusa Tenggara Barat untuk periode mendatang.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Produksi Beras Provinsi NTB

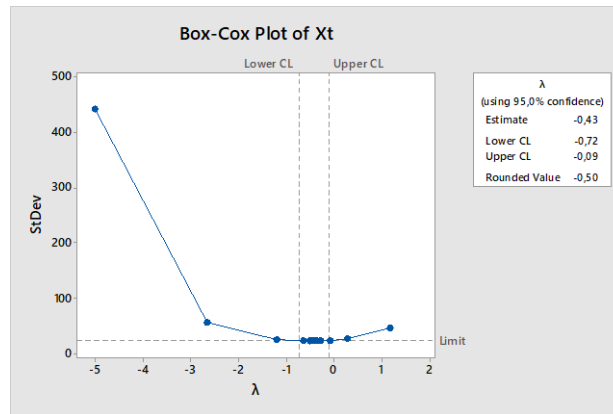
Data produksi beras di Provinsi NTB selama lima tahun terakhir yaitu dari tahun 2019 sampai 2023 menunjukkan pola musiman yang jelas, dengan puncak produksi terjadi pada bulan April dimana pada bulan ini secara konsisten menunjukkan angka produksi yang tinggi, yang menunjukkan bahwa bulan ini merupakan waktu panen utama. Sedangkan pada bulan Desember cenderung mencatatkan jumlah produksi terendah, dengan produksi paling rendah tercatat pada Desember 2020 yaitu 11,95 ribu ton. Ini mungkin disebabkan oleh berkurangnya aktivitas pertanian menjelang akhir tahun. Meskipun ada fluktuasi, terdapat tren peningkatan produksi beras dari tahun ke tahun, dengan variasi yang dapat dipengaruhi oleh faktor musiman dan kondisi pertanian.



**Gambar 1.** Jumlah Produksi Beras NTB Tahun 2019 – 2023

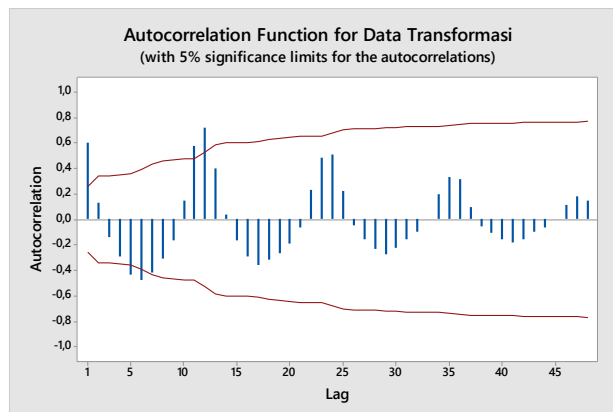
### Identifikasi Model SARIMA

Langkah pertama yang harus dilakukan pada tahap ini adalah menguji stasioneritas data yaitu uji stasioneritas data terhadap rata-rata dan varian.



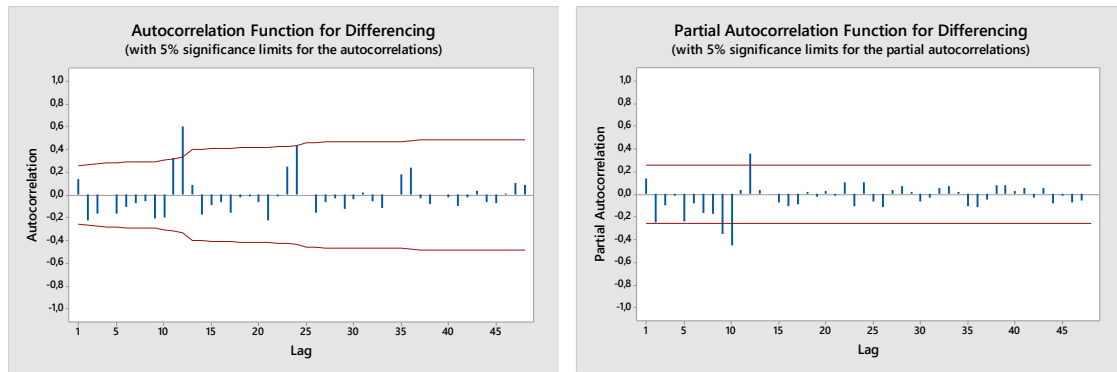
**Gambar 2.** *Box-Cox Plot* Produksi Beras

Hasil uji stasioneritas data dalam varian menggunakan uji *Box-Cox* pada Gambar 2 menunjukkan nilai *Rounded Value* ( $\lambda$ ) sebesar -0,50. Ini mengindikasikan bahwa data belum stasioner terhadap varian, sehingga diperlukan transformasi data. Transformasi yang diterapkan jika nilai *Rounded Value* ( $\lambda$ ) sebesar -0,50 adalah  $\frac{1}{\sqrt{y_t}}$ . Setelah data ditransformasi, nilai *Rounded Value* ( $\lambda$ ) sebesar 1 yang berarti bahwa data sudah stasioner dalam varian. Selanjutnya adalah memeriksa stasioneritas data dalam rata-rata (mean). Untuk melihat stasioneritas data dalam rata-rata menggunakan plot ACF. Jika data belum stasioner dalam rata-rata maka akan dilakukan proses *differencing* (d). Plot ACF data produksi beras disajikan pada Gambar 3.



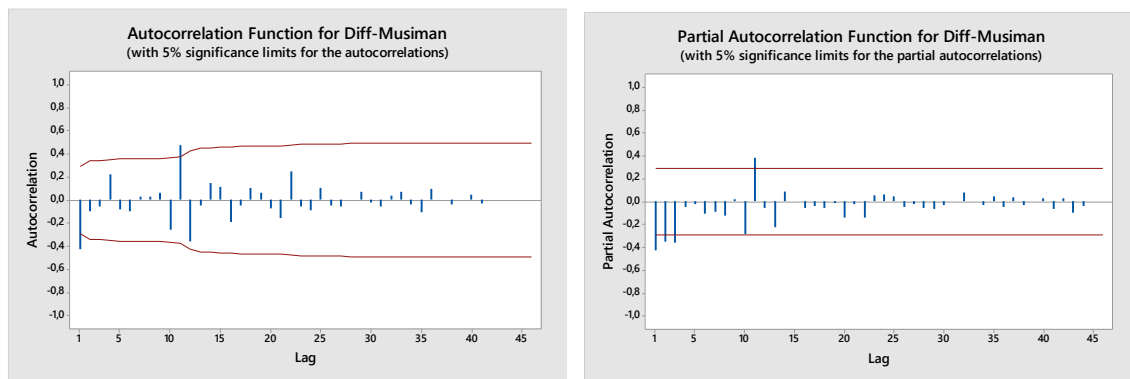
**Gambar 3.** Plot ACF Pada Data Transformasi Produksi Beras

Gambar 3 menunjukkan bahwa pada plot ACF terdapat beberapa lag yang melewati batas signifikan autokorelasi, dengan penurunan yang lambat seiring bertambahnya *lag* (k). Hal ini menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata non-musiman, sehingga diperlukan proses *differencing* non-musiman (d). Sedangkan pada pola musiman, plot ACF menunjukkan bahwa pada *lag* ke-12 melewati batas signifikan autokorelasi dan penurunan yang terjadi cukup lambat seiring peningkatan *lag* (k), yang mengindikasikan perlunya dilakukan *differencing* musiman (D).



**Gambar 4.** Plot ACF Dan PACF Data Setelah *Differencing* Non Musiman

Berdasarkan Gambar 4, plot ACF dan PACF data setelah didefrencing non musiman satu kali sudah stasioner dalam rata-rata karena *cut off* setelah lag 1. Selanjutnya dilakukan proses *differencing* terhadap musiman yang ditampilkan pada Gambar 5.



**Gambar 5.** Plot ACF dan PACF *Differencing* Musiman

Gambar 5 menunjukkan bahwa pada plot ACF terjadi *cut off* setelah lag 12 dan terjadi penurunan dengan cepat seiring dengan meningkatnya lag (k) yang berarti bahwa data sudah stasioner dalam rata-rata musiman.

Selanjutnya adalah mengidentifikasi model SARIMA. Identifikasi model sementara berdasarkan plot ACF dan plot PACF pada Gambar 5 untuk menentukan orde model AR dan MA baik non musiman maupun musiman. Berdasarkan Gambar 5, plot ACF *cut off* setelah lag 1 yang berarti bahwa orde MA non musiman adalah 1, dan orde AR non musiman adalah 3 karena *cut off* setelah lag 3 dengan *differencing* non musiman (d) sebanyak 1 kali. Selain itu pada plot ACF *cut off* setelah lag 12 sehingga orde MA musiman adalah 1, sedangkan pada plot PACF *cut off* setelah lag 12 sehingga orde AR musiman adalah 1 dengan *differencing* musiman (D) sebanyak 1 kali. Hasil dugaan model sementara yang diperoleh ditampilkan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Hasil Estimasi Parameter Model SARIMA

Model	Parameter	Estimasi	Sig.	Keterangan
SARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup>	AR1	-0,358	0,023	Signifikan
	SAR12	-0,5718	0,000	
SARIMA (1,1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	AR1	-0,3111	0,034	Signifikan
	SMA12	0,8282	0,000	
SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	MA1	0,9504	0,000	Signifikan
	SMA12	0,8131	0,000	
SARIMA (0,1,1)(1,1,0) <sup>12</sup>	MA1	0,9939	0,000	Signifikan
	SAR12	-0,5234	0,000	

SARIMA (2,1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	AR1	-0,4347	0,003	Signifikan
	AR2	-0,3671	0,010	
	SMA12	0,8097	0,000	
SARIMA (3,1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	AR1	-0,5095	0,002	Tidak Signifikan
	AR2	-0,4763	0,003	
	AR3	-0,2783	0,061	
	SMA12	0,6439	0,010	

Tabel 1 merupakan hasil estimasi parameter model SARIMA dimana dari 6 kombinasi model yang dibentuk hanya model SARIMA (3,1,0)(0,1,1)<sup>12</sup> yang tidak signifikan karena terdapat nilai signifikansi parameter lebih dari  $\alpha = 0,05$ . Tahap selanjutnya adalah melakukan uji diagnostik terhadap model SARIMA yang sudah signifikan untuk mencari model terbaik yang memenuhi asumsi residual *white noise* dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dan nilai MSE terkecil.

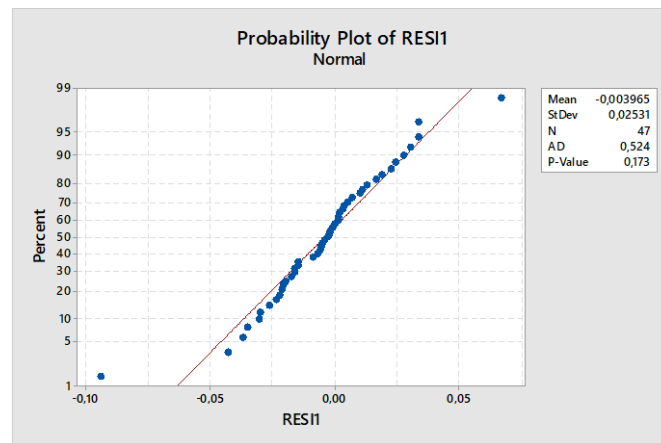
**Tabel 2.** Hasil *Diagnostic Checking Model*

Model	Lag ke -	P-Value <i>Ljung-Box</i>	Keterangan	MSE
SARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup>	12	0,000	Tidak <i>White Noise</i>	0,0010437
	24	0,000		
	36	0,000		
SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	12	0,178	<i>White Noise</i>	0,0006714
	24	0,177		
	36	0,082		
SARIMA (1,1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	12	0,002	Tidak <i>White Noise</i>	0,0009517
	24	0,000		
	36	0,000		
SARIMA (0,1,1)(1,1,0) <sup>12</sup>	12	0,031	Tidak <i>White Noise</i>	0,0006950
	24	0,027		
	36	0,049		
SARIMA (2,1,0)(0,1,1) <sup>12</sup>	12	0,137	Tidak <i>White Noise</i>	0,0007940
	24	0,268		
	36	0,036		

Tabel 2 menunjukkan hasil *Diagnostic Checking* model dimana model terbaik yaitu model yang memenuhi uji asumsi residual *white noise* dan memiliki nilai MSE terkecil. Berdasarkan hasil uji *Diagnostic Checking* pada Tabel 2 menunjukkan bahwa model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> memenuhi asumsi residual *white noise* dan merupakan model terbaik karena memiliki nilai MSE terkecil. Persaman model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> Sebagai berikut :

$$x_t = 0,9504\varepsilon_{t-1} + 0,8131\varepsilon_{t-12} + \varepsilon_t$$

Tahap selanjutnya adalah setelah mendapatkan model terbaik maka dilakukan uji normlitas residual model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> menggunakan uji *Kolmogrov-Smirnov* yang ditampilkan pada Gambar 6.

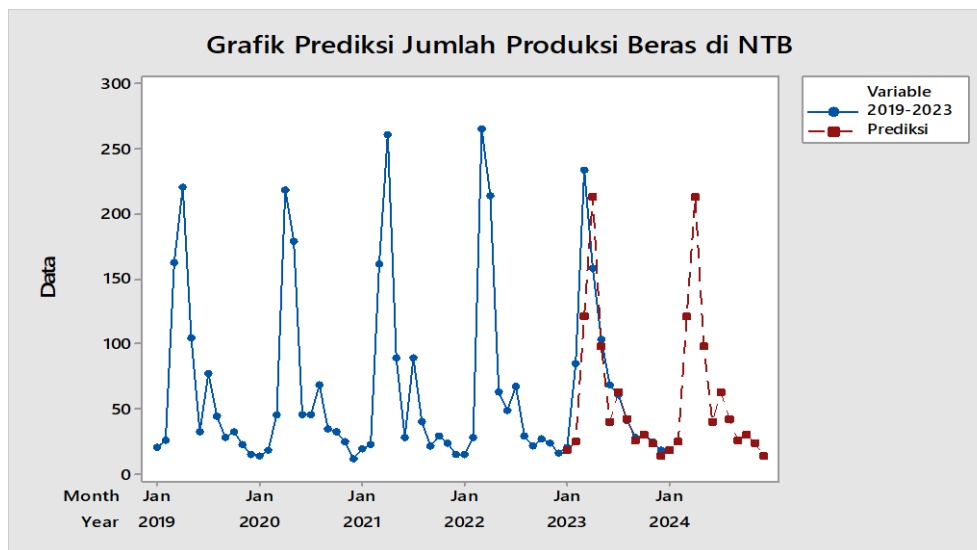


**Gambar 6.** Uji Normalitas Residual

Gambar 6 menunjukkan bahwa nilai *p-value* sebesar 0,173 lebih besar dari nilai  $\alpha = 0,05$  yang artinya bahwa residual dari data berdistribusi normal. Dari hasil analisis model, dapat disimpulkan bahwa Model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> merupakan model terbaik.

**Peramalan Jumlah Produksi Beras**

Model SARIMA terbaik yang dipilih adalah Model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sup>12</sup> yang digunakan untuk memprediksi jumlah produksi beras di Provinsi Nusa Tenggara Barat selama satu tahun ke depan, dari bulan Januari 2024 hingga bulan Desember 2024.



**Gambar 7.** Plot Hasil Peramalan Model SARIMA

Gambar 7 merupakan grafik peramalan jumlah produksi beras di Provinsi NTB tahun 2024 dimana produksi beras bersifat flutuatif dan membentuk pola musiman dimana puncak produksi terjadi pada bulan April dan terendah pada bulan Desember 2024.

**Tabel 3.** Hasil Peramalan Jumlah Produksi Beras Tahun 2024

Periode	Hasil Prediksi (Ribuan Ton)	Periode	Hasil Prediksi (Ribuan Ton)
Januari	19,093	Juli	63,778
Februari	25,303	Agustus	43,066
Maret	122,054	September	26,882
April	212,941	Oktober	31,006



Mei	99,142	November	24,272
Juni	40,750	Desember	14,459

Dari Tabel 3 dapat dilihat bahwa puncak produksi terjadi pada bulan April dengan prediksi 212,941 ribu ton dimana produksi terendah terjadi pada bulan Januari dan Desember dengan masing-masing prediksi 19,093 ribu ton dan 14,459 ribu ton. Produksi beras di Provinsi NTB menunjukkan variasi yang signifikan sepanjang tahun, dengan puncak produksi terjadi pada bulan April. Data ini dapat digunakan untuk merencanakan kebutuhan pasokan dan distribusi beras di Provinsi NTB.

### KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis dapat disimpulkan bahwa model SARIMA terbukti efektif dalam meramalkan jumlah produksi beras di wilayah Nusa Tenggara Barat. Proses identifikasi model yang melibatkan pemilihan parameter terbaik, seperti order dari komponen *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *differencing* musiman, menunjukkan bahwa model SARIMA  $(0,1,1)(0,1,1)^{12}$  merupakan model terbaik. Hasil peramalan jumlah produksi beras di Nusa Tenggara Barat tahun 2024 sebesar 722,74 ribu ton mengalami penurunan sebesar 17,52% dimana puncak produksi terjadi pada bulan April dengan prediksi 212,941 ribu ton dan terendah terjadi pada bulan Desember dengan prediksi 14,459 ribu ton.

Dari hasil pengujian menggunakan data historis, model SARIMA menunjukkan kemampuan yang baik dalam menangkap pola musiman yang terdapat dalam data produksi beras di Nusa Tenggara Barat. Selain itu, model ini juga dapat memprediksi fluktuasi produksi beras yang dipengaruhi oleh faktor musiman dan tren yang ada. Penggunaan model SARIMA memberikan manfaat praktis dalam perencanaan dan pengambilan keputusan terkait produksi beras, baik oleh pemerintah daerah maupun petani, sehingga dapat mengoptimalkan distribusi dan kebutuhan pangan di Provinsi Nusa Tenggara Barat.

### DAFTAR PUSTAKA

- Alwi, W., Adiatma, & Hafsari. (2023). Peramalan Produksi Padi Menggunakan Metode Sarima Di Kabupaten Bone. *Jurnal MSA (Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya)*, 11(2), 16–22. <https://doi.org/10.24252/msa.v11i2.36163>
- Assidiq, A., Hendikawati, P., & Dwidayati, N. (2017). Perbandingan Metode Weighted Fuzzy Time Series, Seasonal Arima, dan Holt-Winter's Exponential Smoothing untuk Meramalkan Data Musiman. *Indonesia Gedung D7 Lt.1, Kampus Sekaran Gunungpati*, 6(2), 129–142. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Barat. (2023). Luas Panen dan Produksi Padi di Provinsi Nusa Tenggara Barat, 2023 (Angka Tetap). *Berita Resmi Statistik*, 2023(14), 1–20. <https://riau.bps.go.id/pressrelease/2023/03/01/950/luas-panen-dan-produksi-padi-di-provinsi-riau--2022--angka-tetap-.html>
- Fahrudin, R., & Sumitra, I. D. (2020). Peramalan Inflasi Menggunakan Metode Sarima Dan Single Exponential Smoothing (Studi Kasus: Kota Bandung). *Majalah Ilmiah UNIKOM*. <https://doi.org/10.34010/miu.v17i2.3180>
- Fortuna, H. N. D., & Oktaviarina, A. (2024). Math Unesa. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 12(2), 418–427. <https://media.neliti.com/media/publications/249234-model-infeksi-hiv-dengan-pengaruh-percob-b7e3cd43.pdf>
- George E. P. Box, Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis: Forecasting and Control (Fifth Edition)*.

- Liu, J., Zhao, Z., Zhong, Y., Zhao, C., & Zhang, G. (2022). Prediction of the dissolved gas concentration in power transformer oil based on SARIMA model. *Energy Reports*. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.03.020>
- Nasirudin, F., Pindianti, M., Said, D. I. S., & ... (2022). Peramalan Jumlah Produksi Kopi Di Jawa Timur Pada Tahun 2020-2021 Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Sarima). *AGRIUM: Jurnal Ilmu ...*, 25(1), 34–43. <http://jurnal.umsu.ac.id/index.php/agrium/article/viewFile/8211/7281>
- Prianda, B. G., & Widodo, E. (2021). Perbandingan Metode Seasonal Arima Dan Extreme Learning Machine Pada Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Ke Bali. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*. <https://doi.org/10.30598/barekengvol15iss4pp639-650>
- Putri, A. D., Haya, A., & Crisanty, T. M. (2024). *Peramalan Produksi Beras Indonesia Tahun 2024* : 71–80.
- Sajidul Fajri, Kurniati, E., & Suhaedi, D. (2023). Pemodelan Curah Hujan Kota Bandung Menggunakan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average pada Data Time Series dengan Bantuan Minitab. *Bandung Conference Series: Mathematics*. <https://doi.org/10.29313/bcsm.v3i1.6121>
- Setiawan, R. N. S., & Kusuma, W. (2024). Peramalan Jumlah Produksi Padi Di Nusa Tenggara Barat Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Sarima). *Jurnal Agrimansion*, 25(1), 106–114. <https://doi.org/10.29303/agrimansion.v25i1.1624>
- Sim, S. E., Tay, K. G., Huong, A., & Tiong, W. K. (2019). Forecasting electricity consumption using SARIMA method in IBM SPSS software. *Universal Journal of Electrical and Electronic Engineering*, 6(5), 103–114. <https://doi.org/10.13189/ujeee.2019.061614>
- Sugeng, B. (2022). Fundamental Metodologi Penelitian Kuantitatif (Eksplanatif). In *Deepublish Publisher*.
- Vagropoulos, S. I., Chouliaras, G. I., Kardakos, E. G., Simoglou, C. K., & Bakirtzis, A. G. (2016). Comparison of SARIMAX, SARIMA, modified SARIMA and ANN-based models for short-term PV generation forecasting. *2016 IEEE International Energy Conference, ENERGYCON 2016*. <https://doi.org/10.1109/ENERGYCON.2016.7514029>