

# Forecasting the Price of Shallots in Padang City Using the SARIMA Method

Dwika Larissa, Fadhilah Fitri\*, Dina Fitria

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Kota Padang, Indonesia

\*Corresponding author: fadhilahfitri@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 06 Januari 2025

Revised : 12 Februari 2025

Accepted : 14 Februari 2025

## ABSTRACT

*The fluctuation of shallot prices in Padang City has become a major concern for consumers, producers, and the government. This study applies the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) method to forecast shallot prices from January 2020 to August 2024, using monthly time-series data. The analysis identifies  $ARIMA(1,1,2)(0,1,1)^{12}$  as the optimal model for predicting shallot prices in Padang City, effectively capturing seasonal and non-seasonal patterns. Predictions for the period from September 2024 to August 2025 indicate a price increase trend, peaking in May 2025 before declining. The findings are expected to serve as a reference for planning production, distribution, and price control of shallots.*

**Keywords:** SARIMA, Shallot Prices, Forecasting, Seasonal Fluctuations, Padang City.



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Bawang merah merupakan jenis sayuran penting di Indonesia, karena memiliki banyak manfaat Kesehatan selain digunakan sebagai bumbu masak (Sumartini et al., 2020). Menurut Kementerian Pertanian konsumsi bawang merah di Indonesia terus mengalami peningkatan seiring berjalannya waktu, dengan bertambahnya jumlah penduduk dan berkembangnya industry makanan. Oleh karena itu, fluktuasi harga bawang merah menjadi perhatian utama bagi konsumen, produsen, serta pemerintah.

Kota Padang di Provinsi Sumatera Barat merupakan salah satu daerah dengan tingkat konsumsi bawang merah yang tinggi. Sebagian besar kebutuhan bawang merah di Kota Padang dipasok dari wilayah sekitarnya, seperti Kabupaten Solok, Kabupaten Tanah Datar, dan Kabupaten Agam (Rustam et al., 2021). Namun, ketersediaan bawang merah di Kota Padang sering mengalami fluktuasi yang dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti cuaca, hama penyakit, dan kebijakan pemerintah, sehingga pasokan dari wilayah sekitarnya menjadi penting dalam memenuhi kebutuhan konsumsi.

Fluktuasi harga bawang merah di Kota Padang tidak hanya mempengaruhi produsen dan pedagang, tetapi juga konsumen. Ketika harga bawang merah tinggi, konsumen cenderung mengurangi konsumsi, sementara produsen dan pedagang memperoleh keuntungan yang lebih besar. Sebaliknya, harga bawang merah yang rendah menguntungkan konsumen, namun merugikan produsen dan pedagang (Esthi et al., 2020). Pada April 2024, bawang merah mengalami tingkat inflasi bulanan yang cukup tinggi di Indonesia. Menurut Badan Pusat Statistik, kondisi ini disebabkan oleh menurunnya persediaan bawang merah di beberapa wilayah. Analisis yang dapat memprediksi harga bawang merah di masa depan diperlukan untuk mengatasi fluktuasi harga ini. Analisis SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi harga bawang merah dengan mempertimbangkan pola musiman dalam data (Wilson, 2016). Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga bawang merah di Kota Padang untuk satu tahun kedepan, mencakup periode Januari 2020 hingga Agustus 2024, menggunakan analisis SARIMA. Metode ini telah banyak diterapkan di berbagai bidang, termasuk dalam memprediksi harga komoditas pangan.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder berupa data harga bawang merah di Kota Padang dalam bentuk *time series*, yang mencakup total 56 data bulanan dari Januari 2020 hingga Agustus 2024. Data tersebut diperoleh dari situs survei harga konsumen yang dikelola oleh Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Padang.

### B. Teknik Analisis Data

#### 1. Identifikasi Model

Langkah pertama dalam pemodelan SARIMA adalah mengidentifikasi apakah data telah stasioner dalam rata-rata dan varians. Stasioneritas berarti bahwa pola data tidak berubah seiring waktu, sehingga rata-rata dan variansnya tetap stabil. Hal ini penting karena data yang tidak stasioner dapat menghasilkan model yang kurang akurat. Jika data tidak stasioner dalam rata-rata, transformasi seperti *differencing* diterapkan untuk menghilangkan tren atau pola musiman yang berlebihan. Untuk mengidentifikasi parameter awal model, digunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Selain itu, jika varians data terlihat tidak stabil, transformasi *Box-Cox* dapat digunakan untuk menstabilkan varians, sehingga hasil pemodelan menjadi lebih konsisten.

#### 2. Uji Stasioneritas

Uji ADF digunakan untuk mengkonfirmasi apakah data telah stasioner dalam rata-rata dengan memeriksa keberadaan *unit root*. Uji ini memiliki dua hipotesis utama yaitu:

$H_0$  : Data mengandung *unit root* atau bersifat tidak stasioner

$H_1$  : Data bebas dari *unit root* atau bersifat stasioner

Jika hasil uji menunjukkan data masih tidak stasioner, Langkah *differencing* tambahan dilakukan untuk memastikan stasioneritas.

#### 3. Estimasi Model dan Pemilihan Parameter

Pada tahap ini, kombinasi parameter ARIMA( $P, D, Q$ )( $p, d, q$ )<sup>S</sup> digunakan untuk menemukan model terbaik yang sesuai dengan pola data. Proses ini dilakukan dengan mempertimbangkan kriteria seperti *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC) untuk memilih model dengan keseimbangan terbaik antara kompleksitas dan keakuratan. Parameter yang dicari mencakup komponen musiman ( $p, d, q, s$ ) dan non-musiman ( $P, D, Q$ ). rumus matematis SARIMA yang digunakan adalah.

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D y_t = \theta_q(B)\theta_q(B^s)\varepsilon_t \quad (1)$$

dimana

$\phi_p(B)$  : merujuk pada komponen AR pada bagian non-musiman

$\theta_q(B)$  : merujuk pada komponen MA pada bagian non-musiman

$\Phi_p(B^s)$  : menggambarkan komponen AR pada bagian musiman

$\theta_q(B^s)$  : menggambarkan komponen MA pada bagian musiman

$(1-B)^d$  : merupakan operator proses pembedaan pada komponen non musiman

$(1-B^s)^D$  : merupakan operator proses pembedaan pada komponen musiman

$\varepsilon_t$  : menggambarkan *error*

$B$  : symbol yang menunjukkan operator *backshift*

#### 4. Diagnostik Model

Setelah model diestimasi, Langkah diagnostic dilakukan untuk mengevaluasi kualitas model. Pemeriksaan dilakukan terhadap residual atau sisaan, yang perlu memenuhi asumsi *white noise*, yaitu tidak berkorelasi dan mengikuti distribusi normal.

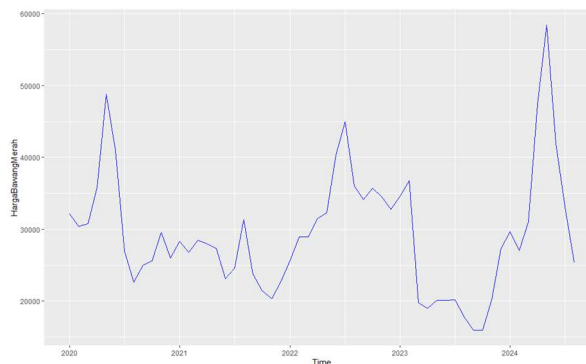
#### 5. Peramalan (*Forecasting*) dan Analisis Deret Waktu

Peramalan merupakan suatu proses untuk memprediksi nilai-nilai di masa depan dengan memanfaatkan data historis yang telah tersedia. Dalam proses ini, data historis diolah secara sistematis dan dikombinasikan untuk menghasilkan estimasi yang akurat tentang kondisi mendatang. Menurut Tasna Yunita (2020), peramalan dapat dilakukan melalui dua pendekatan utama, yaitu pendekatan kualitatif dan pendekatan kuantitatif. Salah satu jenis data

yang sering digunakan dalam peramalan adalah data deret waktu, yang berfungsi untuk menganalisis pola atau perubahan yang terjadi secara berkelanjutan.

Data deret waktu memiliki pengamatan yang teratur dan interval waktu yang konsisten, sehingga memungkinkan analisis mendalam terhadap perubahan yang terjadi seiring waktu (Nur Cahyo & Susanti, 2023). Pola-pola dalam data deret waktu, seperti tren, siklus, dan musiman, membantu menjelaskan arah data jangka Panjang, fluktuasi periodic, serta variasi berulang dalam jangka pendek (Mahfud Alafi et al., 2020). Dengan pola-pola tersebut, data deret waktu menjadi dasar penting dalam berbagai model peramalan dan alat yang efektif untuk prediksi dan pengambilan keputusan.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN



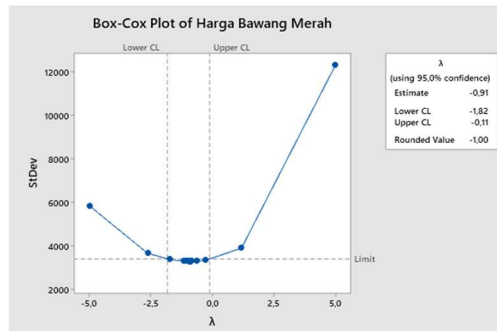
**Gambar 1.** Plot Data Harga Bawang Merah Januari 2020 – Agustus 2024

Pada gambar 1 terlihat bahwa harga bawang merah berfluktuasi setiap tahunnya, dengan kecenderungan untuk naik tajam pada bulan-bulan tertentu sebelum kemudian turun kembali. Pola ini mengindikasikan adanya pola musiman, di mana harga bawang merah meningkat pada periode tertentu setiap tahunnya. Dapat dilihat pada Gambar 1, dibulan September 2023, harga bawang merah mengalami penurunan sebesar RP 15.950,00. Penurunan harga tersebut disebabkan oleh peningkatan produksi selama musim panen di daerah sentra, yang mengakibatkan surplus pasokan dan menekan harga. Data dari Early Warning System Kementerian Pertanian dan analisis Tim Pengendalian Inflasi Pusat (TPIP) Bank Indonesia mendukung hal ini, menunjukkan bahwa produksi yang melimpah menyebabkan penurunan harga.

Sebaliknya, pada bulan Mei 2024, harga bawang merah mengalami kenaikan sebesar RP 58.447,00. Pelaksana Harian (Plh) Kepala Perwakilan Bank Indonesia, Irfan Sukarna, menjelaskan bahwa kenaikan harga komoditas pangan, termasuk bawang merah, disebabkan oleh penurunan produksi akibat bencana banjir bandang yang melanda daerah-daerah sentra produksi. Selain itu, putusnya akses jalan nasional utama antara Padang dan Bukittinggi melalui Padang Panjang juga mengganggu distribusi. Gangguan distribusi ini turut berkontribusi pada kenaikan harga komoditas pangan, terutama di daerah yang sangat bergantung pada suplai dari daerah lain, seperti Kota Padang. Pola fluktuasi ini menunjukkan bahwa data harga bawang merah tidak stasioner, karena mean dan variansnya tidak konstan dari waktu ke waktu. Pola musiman yang terlihat pada plot ini mengindikasikan bahwa data tersebut dapat dianalisis dengan menggunakan metode *Seasonal ARIMA* (SARIMA).

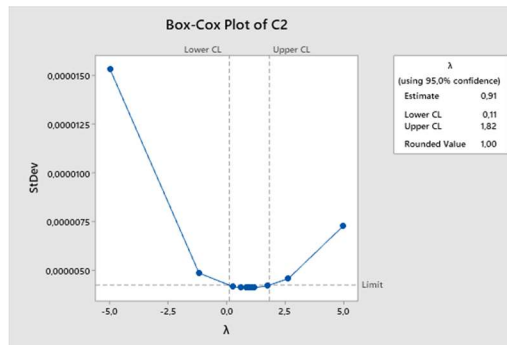
#### 1. Uji Stasioner Data

Berikut adalah diagram *Box-Cox* dari data asli Harga Bawang Merah:



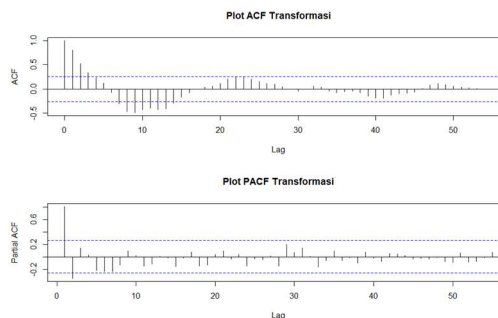
Gambar 2. Plot *Box-Cox* Harga Bawang Merah

Dapat dilihat dari gambar 2 menunjukkan nilai *Rounded Value* sebesar -1,00 yang mengindikasikan bahwa data tersebut belum stationer terhadap varians, sehingga diperlukan langkah transformasi lebih lanjut.



Gambar 3. Hasil *Transformasi Box-Cox* Harga Bawang Merah

Gambar 3 menampilkan diagram *Box-Cox* yang menunjukkan hasil transformasi data harga bawang merah. Berdasarkan diagram tersebut, nilai *Rounded Value* tercatat sebesar 1,00, yang mengindikasikan bahwa data telah stationer terhadap varians setelah dilakukan transformasi. Selanjutnya, uji stasioneritas dalam rata-rata dilakukan pada data yang telah melalui transformasi *Box-Cox*.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF *transformasi* harga bawang merah

Plot ACF berfungsi untuk mengidentifikasi kestasioneran data terhadap nilai rata-rata (*mean*). Berdasarkan gambar 4 hasil plot ACF, terlihat bahwa data belum mencapai kestasioner pada rata-rata, sehingga diperlukan proses *differencing* untuk mencapainya. Sementara itu, pada gambar plot PACF menunjukkan bahwa data telah mencapai kestasioneran pada variansi. Oleh karena data tidak stationer dalam rata-rata, diperlukan penerapan *differencing*

musiman dan non-musiman diperlukan untuk membuat data menjadi stasioner terhadap rata-rata. Kestasioneran data terhadap *mean* juga dapat dianalisis menggunakan uji *adf.test* pada tabel 2.

**Tabel 1.** Hasil Perhitungan Uji ADF Harga Bawang Merah setelah stasioner terhadap varians

Uji ADF	P-Value
-2.0154	0.5677

Berdasarkan tabel 1 yang disediakan, diperoleh *p-value* sebesar 0.4611. Karena nilai *p-value* tersebut lebih besar dari tingkat signifikansi ( $\alpha$ ) 0.05, dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner terhadap rata-rata atau *mean*. Oleh karena itu, perlu dilakukan proses *differencing* untuk mencapai kestasioneran data.

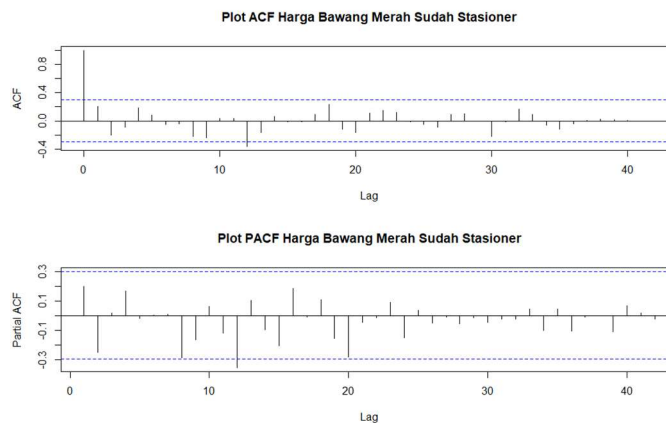
**Tabel 2.** Hasil Perhitungan Uji ADF dengan *differencing* 1

Uji ADF	P-Value
-4.9962	0.01

Berdasarkan tabel 2 hasil uji ADF dengan *differencing* satu kali, data menunjukkan stasionaritas dengan *p-value* sebesar 0.01, yang lebih kecil dari  $\alpha$  (0.05). Hal ini menunjukkan bahwa data telah mencapai kestasioneran dan tidak memerlukan *differencing* tambahan. Dengan demikian, data telah memenuhi syarat stasionaritas yang diperlukan untuk melanjutkan analisis.

**2. Plot ACF dan PACF Stasioner**

Setelah memastikan bahwa data harga bawang merah di kota Padang periode Januari 2020 sampai Agustus 2024 sudah stasioner dalam hal rata-rata dan varians, langkah selanjutnya adalah memeriksa plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk mengidentifikasi pola *cut off*. Analisis ini dilakukan menggunakan data yang telah melalui proses transformasi *Box-Cox* serta *differencing*.



**Gambar 5.** Plot ACF dan PACF yang sudah *stasioner* dengan  $d = 1$

Pada plot ACF, terlihat bahwa orde *Moving Average* (MA) non musimannya yaitu MA (1) sementara orde MA musimannya yaitu SMA (1). Sedangkan pada plot PACF, orde *Autoregressive* (AR) non musimannya yaitu AR (0), dan orde AR musimannya SAR (1). Dengan *differencing* sebanyak  $d = 1$ , sehingga dapat diduga model sementara hasil estimasi diperoleh model ARIMA (0,1,1)(1,1,1)<sup>12</sup>.

### 3. Penentuan Model

Setelah mendapatkan model dugaan sementara, langkah berikutnya adalah menguji signifikansi parameter guna menentukan model SARIMA yang paling optimal. Pengujian ini dilakukan menggunakan data yang telah distasionerkan, sehingga model yang diperoleh dapat menggambarkan pola data yang lebih akurat.

**Tabel 3.** Uji Signifikansi Parameter pada Model *Seasonal* ARIMA.

Model	Hasil Pengujian			Signifikansi
	Parameter	Koefisien	P-Value	
ARIMA(0,1,1)(1,1,1) <sup>12</sup>	MA(1)	0.3016	0.05335	Tidak Signifikan
	SAR(1)	0.0992	0.67867	Tidak Signifikan
	SMA(1)	-1.0000	0.00366	Signifikan
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	MA(1)	0.2909	0.06629	Tidak Signifikan
	SMA(1)	-0.9999	0.01595	Signifikan
ARIMA(0,1,1)(1,1,0) <sup>12</sup>	MA(1)	0.3194	0.03137	Signifikan
	SAR(1)	-0.3636	0.03486	Signifikan
ARIMA(1,1,2)(0,1,1) <sup>12</sup>	AR(1)	0.6339	0.00000	Signifikan
	MA(1)	-0.5901	0.00135	Signifikan
	MA(2)	-0.4099	0.00891	Signifikan
	SMA(1)	-1.0000	0.01444	Signifikan
ARIMA(2,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup>	AR(1)	0.5085	0.11551	Tidak Signifikan
	AR(2)	-0.3836	0.00769	Signifikan
	MA(1)	-0.3226	0.34203	Tidak Signifikan
	SMA(1)	-0.9998	0.02100	Signifikan
ARIMA(2,1,0)(1,1,1) <sup>12</sup>	AR(1)	0.2358	0.11048	Tidak Signifikan
	AR(2)	-0.3204	0.02439	Signifikan
	SAR(1)	0.0649	0.78486	Tidak Signifikan
	SMA(1)	-1.0000	0.00927	Signifikan

Model  $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)^{12}$  dan  $ARIMA(1,1,2)(0,1,1)^{12}$  memiliki  $p$ -value masing-masing  $< 0.05$ , yang menunjukkan bahwa kedua model tersebut signifikan. Sebaliknya, model *Seasonal* ARIMA lainnya tidak signifikan karena nilai  $p$  - value  $> 0.05$ . Untuk menentukan model terbaik antara keduanya, dilakukan pengujian lebih lanjut menggunakan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) dan BIC (*Bayesian Information Criterion*), dengan tujuan memilih model yang memiliki nilai AIC dan BIC minimum. Model dengan AIC dan BIC yang lebih rendah menunjukkan performa prediksi yang lebih baik, sehingga akan dipilih sebagai model terbaik.

**Tabel 4.** Nilai AIC dan BIC Model  $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)^{12}$  dan  $ARIMA(1,1,2)(0,1,1)^{12}$

Model	AIC	BIC	MAPE
$ARIMA(0,1,1)(1,1,0)^{12}$	897.9014	903.185	14.84344
$ARIMA(1,1,2)(0,1,1)^{12}$	891.1765	899.982	10.64051

Model  $ARIMA(1,1,2)(0,1,1)^{12}$  dipilih sebagai model terbaik karena nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) dan BIC (*Bayesian Information Criterion*) lebih rendah dibandingkan dengan model  $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)^{12}$ . Selain

itu, pengujian signifikansi parameter menunjukkan hasil yang memadai. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) yang lebih kecil juga menunjukkan prediksi yang lebih akurat dengan kesalahan yang rendah.

Selanjutnya, dilakukan uji asumsi *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box* untuk mengevaluasi adanya korelasi antara lag. Uji ini bertujuan untuk memastikan bahwa residual dari model tidak menunjukkan pola yang signifikan, yang dapat mengindikasikan masalah dalam spesifikasi model. Model dianggap layak untuk digunakan dalam peramalan jika hasil uji *Ljung-Box* menunjukkan *p-value* yang lebih besar dari 0.05, yang berarti residual berperilaku seperti *white noise* dan tidak ada korelasi signifikan antar lag.

**Tabel 5.** Hasil Uji *White Noise Model Seasonal ARIMA*

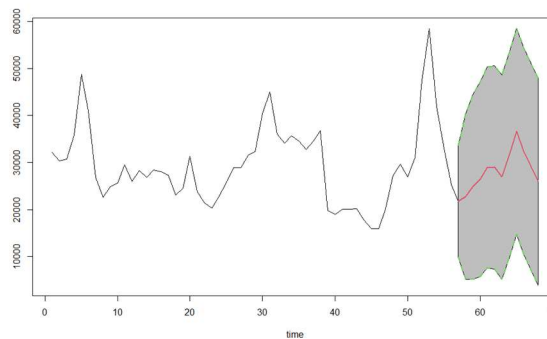
Model	Lag	Chi-Square	<i>p-value</i>	Keterangan
ARIMA(1,1,2)(0,1,1) <sup>12</sup>	12	8.77709	0.72184	<i>White Noise</i>
	24	24.1344	0.45392	<i>White Noise</i>
	36	37.3559	0.40661	<i>White Noise</i>
	48	37.7238	0.85662	<i>White Noise</i>

Berdasarkan hasil uji *Ljung-Box* yang diterapkan pada model ARIMA(1,1,2)(0,1,1)<sup>12</sup>, diperoleh nilai *p-value* yang lebih besar dari  $\alpha$  (0.05). Hal ini mengindikasikan bahwa model ini memenuhi asumsi *white noise*, yang berarti tidak ada korelasi signifikan antara residual-residualnya pada berbagai lag. Dengan demikian, model dapat dianggap cukup baik dalam menangkap pola data yang sesungguhnya tanpa adanya autokorelasi yang tersisa. Persamaan model ARIMA(1,1,2)(0,1,1)<sup>12</sup> yang dihasilkan dari parameter-parameter yang telah diestimasi dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = 0.6339Y_{t-1} + Y_{t-1} - 0.6339Y_{t-2} - 0.6339Y_{t-25} + \varepsilon_t - 0.5901\varepsilon_{t-1} - 0.4099\varepsilon_{t-2} + \varepsilon_{t-12}$$

#### 4. Peramalan

Berikut hasil prediksi harga bawang merah di Kota Padang untuk periode September 2024 hingga Agustus 2025. Prediksi ini didasarkan pada model ARIMA(1,1,2)(0,1,1)<sup>12</sup> yang telah teruji validitasnya melalui pengujian statistik yang ketat, termasuk uji *Ljung-Box* untuk memastikan bahwa model tersebut memenuhi asumsi *white noise*. Prediksi ini diharapkan memberikan gambaran yang akurat tentang tren harga bawang merah selama periode tersebut. Dengan demikian, hal ini dapat dijadikan dasar dalam proses pengambilan keputusan terkait produksi, distribusi, dan kebijakan harga.



**Gambar 6.** Plot *Prediksi Harga Bawang Merah September 2024 – Agustus 2025*

**Tabel 6.** *Prediksi Harga Bawang Merah di Kota Padang*

Periode	Prediksi	Selang Kepercayaan 95%	
		Batas Bawah	Batas Atas
September 2024	21712	9835	33588

Periode	Prediksi	Selang Kepercayaan 95%	
		Batas Bawah	Batas Atas
Oktober 2024	22691	5131	40251
November 2024	24874	5152	44596
Desember 2024	26499	5739	47258
Januari 2025	28948	7600	50296
Februari 2025	29011	7396	50626
Maret 2025	26919	5150	48688
April 2025	31537	9674	53401
Mei 2025	36627	14702	58553
Juni 2025	32561	10589	54533
Juli 2025	29214	7202	51226
Agustus 2025	25952	3896	48007

Tabel 6 memperlihatkan prediksi harga bawang merah di Kota Padang untuk periode September 2024 hingga Agustus 2025, yang menunjukkan tren kenaikan harga secara bertahap hingga mencapai puncaknya pada Mei 2025 sebesar RP 36.627 per kilogram, sebelum menurun hingga RP 25.952 per kilogram pada Agustus 2025. Selang kepercayaan 95% menggambarkan ketidakpastian estimasi, dengan rentang harga pada September 2024 antara RP 9.835 hingga RP 33.588 per kilogram, dan rentang lebih lebar pada Mei 2025, yaitu RP 14.702 hingga RP 58.553 per kilogram.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, penelitian ini menunjukkan bahwa model SARIMA (1,1,2),(0,1,1)<sup>12</sup> merupakan model yang paling optimal untuk meramalkan harga bawang merah di Kota Padang. Model ini dapat menangkap pola musiman dan non-musiman dalam data. Model yang diperoleh menunjukkan bahwa harga bawang merah diperkirakan mengalami kenaikan secara bertahap hingga mencapai puncaknya pada Mei 2025 sebesar RP 36.627 per kilogram, sebelum menurun hingga RP 25.952 per kilogram pada Agustus 2025.

Model yang digunakan telah memenuhi asumsi *white noise*, sehingga dapat diandalkan dalam peramalan. Selain itu, selang kepercayaan 95% yang dihasilkan menunjukkan tingkat ketidakpastian dalam prediksi, dengan rentang harga yang cukup lebar, terutama pada bulan Mei 2025, yaitu antara RP 14.702 hingga RP 58.553 per kilogram. Hasil ini mengindikasikan bahwa fluktuasi harga bawang merah memiliki faktor musiman yang signifikan, sehingga perlu perhatian khusus dalam perencanaan produksi dan distribusi. Sebagai saran, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan variabel lain dan metode peramalan lain untuk meningkatkan akurasi peramalan harga bawang merah di Kota Padang.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Asrulla, Risnita, Jailani, M. S., & Jeka, F. (2023). Populasi dan Sampling (Kuantitatif), Serta Pemilihan Informan Kunci (Kualitatif) dalam Pendekatan Praktis. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 7(3), 26320–26332.
- Esthi, Apurwanti, D., Rahayu, S., Irianto, H., Bantul, K., Apurwanti, E. D., Rahayu, E. S., & Irianto, D. H. (2020). The Efficiency Analysis of Shallots Supply Chain in Bantul Regency A R T I K E L. *Jurnal Pangan*, 29(1), 1–12.
- Mahfud Alafi, A., Widiarti, Kurniasari, D., & Usman, M. (2020). Peramalan Data Time Series Seasonal Menggunakan Metode Analisis Spektral. *Jurnal Siger Matematika*, 1(1), 10–15.



- Munira Anwar, M., Khalilah Nurfadilah, & Wahidah Alwi. (2021). Penerapan Metode SARIMA untuk Peramalan Jumlah Pengunjung Wisata Taman Nasional Bantimurung Bulusaraung Maros. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 3(1), 1–7.
- Nur Cahyo, E., & Susanti, E. (2023). Analisis Time Series Untuk Deep Learning Dan Prediksi Data Spasial Seismik: Studi Literatur. *Jurnal Teknologi*, 15(2), 124–136.
- Rustam, Sumilah, Wahyuni, R., Sagito, A., Asmi, J., Garina, M., & Azmi, A. A. (2021). Laporan Tahunan 2021. In *Bahagian Kawalselia Radiasi Perubatan (BKRP)*.
- Salma, G., & Yanti, T. S. (2024). *Pemodelan Intervensi untuk Meramalkan Jumlah Penumpang Pesawat Domestik Bandara Internasional Sultan Hasanuddin Makassar*. 67–74.
- Sumartini, N. P., Wibowo, A. S., Nurfalah, Z., Irjayanti, A. D., Putri, I. M., Suprpti, W., & Satria K Areka. (2020). Statistik Hortikultura Statistics of Horticulture. *BPS Catalogue*, 28(1), 104.
- Tasna Yunita. (2020). Peramalan Jumlah Penggunaan Kuota Internet Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 1(2), 16–22.
- Wilson, G. T. (2016). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th Edition, by George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel and Greta M. Ljung, 2015. Published by John Wiley and Sons Inc., Hoboken, New Jersey, pp. 712. ISBN: 978-1-118-67502-1. *Journal of Time Series Analysis*, 37(5), 709–711.