



PREDIKSI PRODUKSI BAWANG MERAH DI KABUPATEN NGANJUK DENGAN METODE *SEASONAL ARIMA* (SARIMA)

Noviati Maharani Sunariadi¹, Putroue Keumala Intan², Dian Candra
Rini Novitasari³, Yuni Hariningsih⁴

^{1,2,3}Prodi Matematika, UIN Sunan Ampel Surabaya

⁴BPS Kabupaten Nganjuk

email korespondensi: noviati.ms28@gmail.com

Diterima: 13-01-2022, **Revisi:** 10-06-2022, **Diterbitkan:** 23-06-2022

ABSTRAK

Produksi bawang merah merupakan komoditas hortikultura yang dikembangkan secara nasional dengan pembinaan yang intensif. Faktor utama yang mempengaruhi produksi bawang merah adalah varietas benih, lahan dan cuaca. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi produksi bawang merah agar komoditas bawang merah dapat menjaga kestabilan harga dan ketersediaan barang di kabupaten Nganjuk. Data pada penelitian ini bersumber dari BPS kabupaten Nganjuk yang digunakan dalam membangun model terbaik dengan metode SARIMA untuk memprediksi produksi bawang merah periode 2021-2023. Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, model terbaik adalah model SARIMA (3,0,2)(2,1,2)₁₂ yang memiliki nilai MAPE sebesar 2,01%.

Kata kunci: Prediksi, SARIMA, Produksi Bawang Merah, Runtun Waktu

ABSTRACT

Shallot production is a horticultural commodity developed nationally with intensive guidance. The main factors that affect the production of shallots are seed varieties, land and weather. This study aims to predict the production of shallots so that the shallot commodity can maintain price stability and the availability of goods in Nganjuk district. The data in this study were sourced from the BPS which was used to build the best model using the SARIMA method to predict shallot production for the period 2021-2023. Based on the results of the analysis, the best model is the SARIMA(3,0,2)(2,1,2)₁₂ model which has a MAPE value of 2.01%.

Keywords: Prediction, SARIMA, Shallot Production, Time Series

Pendahuluan

Bawang merah merupakan komoditas hortikultura yang sering digunakan masyarakat dan sangat penting bagi kebutuhan sehari-hari (Zulfa et al., 2019). Komoditas

tersebut sangat unggulan dan dikembangkan secara nasional dengan pembinaan dalam produksi yang dilakukan secara intensif. Bawang merah bukan merupakan bahan makanan pokok, akan tetapi masyarakat banyak menggunakan bawang merah untuk membuat bumbu dapur. Di Indonesia semakin banyaknya masyarakat yang mengkonsumsi bawang merah, semakin bertambah pula permintaan terhadap komoditas, sehingga pemasarannya juga akan semakin luas (Fajriyanto et al., 2017).

Produksi bawang merah di kabupaten Nganjuk sering mengalami kenaikan dan penurunan yang disebabkan oleh faktor cuaca maupun benih. Hal tersebut dapat mengakibatkan harga bawang merah naik dan dapat mengganggu perekonomian nasional (Rahman et al., 2021). Jika produksi bawang merah rendah, maka harga jual bawang merah akan semakin tinggi dan mengakibatkan banyak masyarakat yang meminimalkan pembelian bawang merah (Windhy et al., 2019). Oleh karena itu, produksi bawang merah perlu diestimasi untuk beberapa tahun kedepan. Estimasi tersebut dapat dilakukan dengan memprediksi produksi bawang merah agar tidak terjadi kekosongan persediaan, sehingga tidak menimbulkan kerugian pada petani komoditas bawang merah.

Menurut Jatmiko et al. (2017) prediksi bawang merah perlu dilakukan karena komoditas bawang merah sangat penting dalam meningkatkan perekonomian Indonesia. Menurut *Food and Agriculture Organization* Indonesia menempati posisi keempat dalam ekspor bawang merah. Selain itu Windhy et al. (2019) mengatakan prediksi bawang merah dengan menggunakan metode ARIMA baik digunakan karena nilai MAPE 3,34% yang tergolong rendah. Lip et al. (2020) melakukan penelitian tentang prediksi dengan menggunakan metode SARIMA sehingga memiliki nilai MSE rendah yakni 0,22. Pada penelitian Divisekara et al. (2021), model SARIMA digunakan untuk melakukan prediksi harga pasar komoditas bawang merah karena memiliki nilai *error* yang rendah yakni 0,91. Selain itu pada penelitian Lubis et al. (2017) digunakan metode SARIMA dalam melakukan prediksi indeks harga konsumen juga didapat nilai MAPE yang kurang dari 10%.

Berdasarkan penelitian terdahulu, peneliti ingin melakukan prediksi produksi bawang merah di kabupaten Nganjuk menggunakan metode SARIMA. Pemilihan model terbaik dengan metode SARIMA dilakukan dengan melihat nilai MAPE terendah. Diharapkan penelitian ini dapat melihat pergerakan produksi bawang merah di kabupaten Nganjuk dalam kurun waktu tiga tahun kedepan, yakni 2021

sampai 2023.

Stasioneritas Data

Pengujian stasioneritas data dapat dilakukan dengan *Augmented Dickey Fuller Test* (ADF test). Pada pengujian ADF test terdapat adanya pertimbangan tentang auto-korelasi pada eror jika data yang digunakan adalah data *non-stasioner* (Ardana, 2018). Pada pengecekan data stasioner dengan menggunakan ADF test data dikatakan *stasioner* jika nilai $\alpha < 0.05$ atau dapat dikatakan nilai alpha kurang dari 5% (Aktivani, 2021). Begitu juga sebaliknya, jika ADF test memiliki nilai $\alpha > 0.05$ perlu dilakukannya *differencing* data.

Identifikasi Model dengan Correlogram

Correlogram adalah metode yang digunakan dalam penentuan koefisien model SARIMA dengan melihat plot dari ACF dan PACF (Yani, 2018). Pengecekan ACF dan PACF dilakukan untuk membangun model SARIMA dengan melihat *lag* yang telah melewati batas garis pada plotnya (Rathod et al., 2017). Data yang menggunakan metode SARIMA terbagi menjadi dua tipe, yakni data non-musiman dan musiman. Plot ACF digunakan untuk membentuk model MA pada *lag* musiman (Q) dan non-musiman (q). Kemudian plot PACF digunakan untuk membentuk model AR *lag* musiman (P) dan non-musiman (p) (Yani, 2018).

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) secara matematis dibangun dengan membuat model AR(p), MA(q), ARMA(p,q), ARIMA (p,d,q) lalu SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s. SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s memuat p yang merupakan nilai AR dari *plot* PACF data non musiman, d merupakan *differencing* data non musiman, q merupakan nilai MA dari *plot* ACF data non musiman, P merupakan nilai AR dari *plot* PACF dari data musiman, D merupakan nilai *differencing* data musiman, Q merupakan nilai MA dari *plot* ACF data musiman, dan s merupakan jumlah musiman beberapa dari data tersebut. Selain itu pembentukan model SARIMA dilakukan dengan membentuk model ARIMA terlebih dahulu. Secara umum AR(p), MA(q) menunjukkan orde (Ulinnuha & Farida, 2018). Kemudian dibentuk model ARMA(p,q), ARIMA (p,d,q) lalu SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s. Tahapan dalam membentuk model dari SARIMA adalah dengan melakukan pengecekan stasioner data, dilakukan uji normalitas data dan dilakukan uji residual dengan melihat apakah *p-value white-noise*. Menurut Divisekara et al. (2021) secara matematis dapat ditulis dengan membentuk model AR(p) sebagai berikut.

$$AR(p) = y_t = \mu + \sum_{i=1}^p (\phi_i y_{t-i}) + \omega_t \quad (1)$$

Selanjutnya dibentuk model MA(q), dapat ditulis secara matematis sebagai:

$$MA(q) = y_t = \mu + \sum_{j=1}^q (\theta_j \omega_{t-j}) + \omega_t \quad (2)$$

Berdasarkan model AR(p) dan MA(q) maka dapat dibentuk model ARMA(p,q) dengan dua polinom utamanya. Dapat dituliskan secara matematis sebagai:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p (\phi_i y_{t-i}) + \sum_{j=1}^q (\theta_j \omega_{t-j}) + \omega_t \quad (3)$$

Atau dapat dituliskan sebagai:

$$\phi(B)y_t = \mu + \theta(B)\omega_t \quad (4)$$

Model yang sering digunakan dengan dasar ARMA(p,q) adalah ARIMA (p,d,q) dengan data deret waktu. Secara matematis, model ARIMA(p,d,q) dapat dituliskan sebagai:

$$\phi(B)(1-B)^d X_t = \mu + \theta(B)\omega_t \quad (5)$$

Keterangan :

y_t : Nilai prediksi variabel dependen pada waktu ke-t

ϕ_i : Polinom AR atau *lag auto regressive*

θ_j : Orde model MA

μ : nilai rata-rata data deret waktu

ω_t : *white noise* dalam data deret waktu

Jika data *time series* yang ada memiliki musiman dalam model yang berulang, maka perlu menggunakan model SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)_s. Model (p,d,q) merupakan model non-musiman dari data atau model dari ARIMA, kemudian (P,D,Q)_s merupakan data musiman dengan *s* adalah periode waktu yang digunakan. Secara matematis dapat dituliskan persamaan:

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D X_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\omega_t \quad (6)$$

Keterangan :

$\phi_p(B)$: AR non-musiman, yang ditulis sebagai $1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$

$\theta_q(B)$: MA non-musiman, yang ditulis sebagai $1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$

$\Phi_p(B^s)$: AR musiman, yang ditulis sebagai $1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{ps}$

$\Theta_Q(B^s)$: MA musiman, yang ditulis sebagai $1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}$

Model musiman dalam SARIMA sangat dipengaruhi oleh nilai data. Jika periode data mingguan maka $s = 7$, sedangkan jika bulanan maka $s = 30$. Oleh karena itu jika nilai musiman s sama dengan 12 atau data dapat dikatakan memiliki

pola yang berulang pada *lag* 12, maka model SARIMA yang dipakai adalah $(p,d,q)(P,D,Q)_{12}$ dengan d adalah urutan *differencing* non-musiman dan D adalah *differencing* musiman. Pada penentuan *differencing* pada penentuan model dapat dilihat melalui plot ACF dan PACF.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan akurasi suatu hasil prediksi yang digunakan untuk mengukur jarak antara data asli dengan data hasil prediksi. Kemudian MAPE dapat dihitung dengan menentukan kesalahan absolut pada setiap periode dibagi dengan nilai data asli, kemudian dilakukan pererataan kesalahan absolut dalam bentuk persentase (Krisma et al., 2019). Secara matematis dapat dituliskan sebagai:

$$MAPE = \left(\frac{\sum_{t=1}^n \frac{|X_t - Ft|}{X_t}}{n} \right) \times 100\% \quad (7)$$

Keterangan:

X_t : Periode data ke- t dari data aktual

Ft : Periode data ke- t dari data prediksi

n : Jumlah data

Keakuratan MAPE terdiri dari beberapa *range*, menurut Ervina et al. (2018) model dikatakan akurat berdasarkan *range* MAPE sebagai berikut.

Tabel 1. Nilai Signifikansi MAPE

MAPE (%)	Keakuratan
< 10%	Sangat Akurat
10% - 20%	Akurat
20% - 50%	Cukup Akurat
>50%	Tidak Akurat

Metode Penelitian

Data Produksi Bawang Merah

Metode yang menggunakan data runtun waktu dipakai pada penelitian ini adalah SARIMA. Data yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari *website* resmi BPS Kabupaten Nganjuk dengan mengambil nilai rata-rata perbulan dari 20 kecamatan di Nganjuk. Berikut merupakan data yang didapat mulai dari bulan Januari tahun 2017 sampai Desember 2020.

Tabel 2. Data Bulanan Produksi Bawang Merah Kabupaten Nganjuk

Bulan	Produksi Bawang Merah (Ton)			
	2020	2019	2018	2017
Januari	807.3	1012.7	699.8	424.4
Februari	239.1	140.2	259.4	52.3
Maret	160.8	146.2	81.6	165.5
April	266.2	36.6	133.2	78
Mei	98.4	634.1	252.2	301.1
Juni	585.1	682.4	527	631.5
Juli	429.8	335.4	477	281.2
Agustus	3280.5	2065.3	2584.7	2171.8
September	157.1	1390.8	1169.4	335.8
Oktober	164.2	560.3	444.8	1008.2
November	1066.4	1089.8	1053.8	845.6
Desember	101.3	21.9	0	193.5

Sumber: BPS Kabupaten Nganjuk tahun 2017-2020

<https://nganjukkab.bps.go.id/subject/55/hortikultura.html#subjekViewTab3>

Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini dilakukan langkah-langkah yang runtut agar mencapai hasil peramalan yang akurat. Berikut merupakan langkah-langkah yang digunakan untuk membangun model terbaik sampai dengan memprediksi produksi bawang merah.

1. Dilakukan input data *time series* yang bersumber dari BPS Kabupaten Nganjuk tahun 2017-2020
(<https://nganjukkab.bps.go.id/subject/55/hortikultura.html#subjekViewTab3>).
2. Pengecekan Stasioneritas data dengan fungsi ADF test.
3. Dilakukan plot ACF dan PACF untuk melihat apakah data mengandung tren dan musiman.
4. Pembentukan model SARIMA berdasarkan Plot ACF dan PACF.
5. Dilakukan perbandingan model terbaik SARIMA dengan melihat nilai MAPE terkecil dari setiap model.
6. Dilakukan prediksi dengan model terbaik untuk periode tiga tahun.

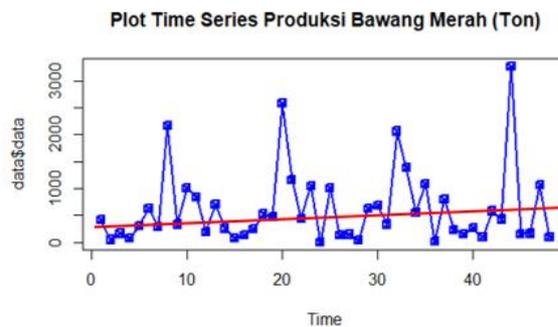
Hasil dan Pembahasan

Penelitian dilakukan secara kuantitatif dengan menggunakan data yang berbentuk

time series atau runtun waktu. Data runtun waktu pada Tabel 2 dipakai mulai dari tahun 2017 sampai 2020. Data tersebut menunjukkan pola data yang sering tinggi di bulan Agustus. Maka pola tersebut dapat dikatakan memiliki model data musiman.

Uji Stasioner Data

Penelitian ini menggunakan data produksi bawang merah di kabupaten Nganjuk pada Tabel 2 dengan total data yang dikumpulkan dari Januari 2017 sampai Desember 2020 sebanyak 48 data. Selanjutnya dilakukan pengecekan stasioneritas data dengan melihat plot data *time series* pada Gambar 1 .

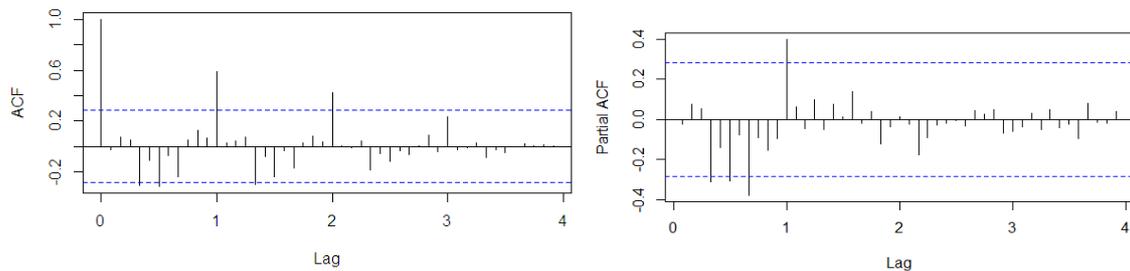


Gambar 1. Plot Data *Time Series*

Melihat kestasioneran dalam data dapat dilakukan penarikan rata-rata yang ditunjukkan garis merah pada Gambar 1, maka data tersebut mendekati rata-rata. Tetapi pengujian stasioner data dapat dilakukan dengan *ADF test* agar lebih akurat. Pada pengujian *ADF test* dengan menggunakan aplikasi komputasi *R-studio* didapatkan nilai *p-value* sebesar 0.01009. Karena nilai *p-value* yang didapatkan lebih kecil dari alpha atau $\alpha < 0.05$ maka data sudah dikatakan *stasioner*, sehingga tidak perlu dilakukan *differencing* data terhadap rata-rata.

Identifikasi Model SARIMA

Dalam identifikasi model SARIMA perlu dilakukan plot ACF dan PACF untuk melihat model awal dari metode SARIMA.



Gambar 2. Plot ACF dan PACF

Berdasarkan data musiman pada ACF pada *lag* ke 12 dan 24 secara beruntun melewati batas garis putus-putus, sehingga perlu dilakukan *differencing* pada *lag* ke-12 atau terhadap musiman, sehingga didapat nilai $D = 1$. Berdasarkan Gambar 2 pada plot ACF non musiman yakni sebelum *lag* ke-12 diketahui bahwa *cut off* pada *lag* ke-4 dan ke-5 sehingga nilai sementara MA adalah $q = 2$. Selanjutnya pada ACF musiman setelah *lag* ke 12 menunjukkan *cut off* pada *lag* ke-13 dan ke-17 sehingga nilai sementara SMA adalah $Q = 2$. Plot PACF non-musiman pada *lag* ke-4, ke-6, dan ke-7 melewati batas, maka nilai sementara AR adalah $p = 3$. Pada PACF musiman di *lag* ke-12 melewati batas, maka nilai sementara SAR adalah 1. Sehingga identifikasi model sementara SARIMA adalah $(3,0,2)(1,1,2)_{12}$. Model sementara ini dapat dilakukan pengecekan kembali dari data, selain itu model terbaiknya nanti akan dilihat nilai eror terkecil atau MAPE yang akan dipakai untuk prediksi.

Selanjutnya akan dilakukan uji coba dengan model SARIMA terbaik dengan beberapa orde untuk memperoleh model terbaik yang akan digunakan dalam memprediksi produksi bawang merah di kabupaten Nganjuk.

Tabel 3. Hasil Simulasi SARIMA dan Uji Asumsi

Model SARIMA	MAPE (%)
$(1,0,2)(1,1,1)_{12}$	72.60
$(3,0,2)(1,1,2)_{12}$	35.66
$(2,0,1)(1,1,2)_{12}$	20.90
$(3,0,2)(1,1,1)_{12}$	66.12
$(2,0,2)(2,1,2)_{12}$	20.90
$(3,0,2)(2,1,2)_{12}$	2.01
$(3,0,1)(2,1,2)_{12}$	2.14
$(3,0,1)(1,1,2)_{12}$	51.86

Berdasarkan model SARIMA pada Tabel 3 didapatkan model terbaik yakni $(3,0,2)(2,1,2)_{12}$ dengan nilai MAPE 2,01%. Dengan menggunakan model terbaik dapat ditentukan estimasi parameter sebagai berikut.

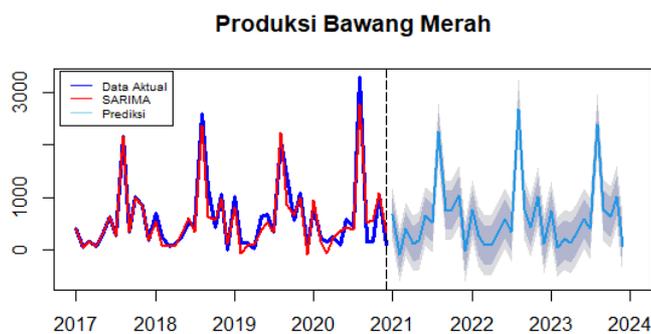
Tabel 4. Hasil Model SARIMA (3,0,2)(2,1,2)₁₂

Parameter	Koefisien	Koefisien Standard Error
AR1	-0.6619	0.1584
AR2	-0.1955	0.0864
AR3	-0.5268	0.0420
MA1	0.3045	0.0779
MA2	-0.2494	0.1616
SAR1	-0.4037	0.0315
SAR2	-0.9998	0.0028
SMA1	0.0078	0.1084
SMA2	0.0078	0.2399

Berdasarkan Tabel 4 didapatkan koefisien nilai terbaik beserta standar nilai erornya dari model SARIMA (3,0,2)(2,1,2)₁₂ dan selanjutnya dilakukan uji diagnostik pada model tersebut. Uji diagnostik yang pertama yakni pengujian normalitas residual dan didapatkan nilai 0,44. Karena nilai lebih besar dari 5% maka residual dikatakan berdistribusi normal. Selanjutnya pada uji residual untuk mengetahui *white-noise*, didapat nilai 0,86 atau sudah lebih besar dari 5% maka dapat dikatakan model tersebut *white-noise*. Karena Model SARIMA (3,0,2)(2,1,2)₁₂ sudah berdistribusi normal dan *white-noise* maka model tersebut sudah cocok digunakan dalam melakukan prediksi bawang merah di kabupaten Nganjuk untuk periode tahun 2021 sampai 2023.

Prediksi Produksi Bawang Merah

Model SARIMA (3,0,2)(2,1,2)₁₂ selanjutnya akan digunakan untuk melakukan prediksi selama tiga periode yaitu tahun 2021 sampai 2023 seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Prediksi Produksi Bawang Merah di kabupaten Nganjuk

Berdasarkan Gambar 3 terlihat bahwa setiap awal dan akhir bulan pada data prediksi selalu tergolong rendah. Pola ini juga sudah terjadi pada data aktual yakni bulan Januari hingga April yang mengalami penurunan, penyebab terjadinya penurunan produksi bawang merah adalah cuaca yang kurang mendukung karena di

kabupaten Nganjuk sering terjadi hujan. Oleh sebab itu untuk mengantisipasi kelangkaan bawang merah maka petani harus meningkatkan perawatan terhadap bawang merah agar bawang merah tidak mati karena cuaca yang tidak menentu, serta agar berbagai daerah memiliki pasokan bawang merah yang cukup. Kelangkaan bawang merah juga akan mempengaruhi harga jual menjadi mahal. Selain itu peminat pembeli bawang merah juga akan semakin menurun.

Pada Gambar 3 juga terdapat grafik berwarna abu-abu pada peramalan mulai dari tahun 2021 – 2023 yang merupakan *confidence interval*, yaitu interval kepercayaan dalam melakukan peramalan. Interval kepercayaan tersebut merupakan rentang yang mengelilingi nilai dari prediksi yang digunakan untuk membantu keakuratan dalam melakukan prediksi. Misalkan pada bulan Januari 2021 prediksi yang didapatkan adalah pada nilai 677.74 ton sedangkan *confidence interval* berdasarkan Gambar 3 berada pada rentang batas bawah 350.9 ton dan batas atasnya 1004.4 ton.

Prediksi Produksi Bawang Merah

Dalam penelitian ini yang digunakan dalam memprediksi produksi bawang merah di kabupaten Nganjuk adalah nilai eror terendah dari model terbaik. Menurut Martinez & Silva (2011) model terbaik dalam melakukan prediksi didapatkan model SARIMA (2,0,3)(1,1,1)₁₂ dengan nilai error dibawah 10% dan tergolong baik. Hal ini juga terjadi pada penelitian ini yakni model (3,0,2)(2,1,2)₁₂ memiliki nilai error dibawah 10% dan digunakan dalam melakukan prediksi.

Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan untuk memprediksi produksi bawang merah di kabupaten Nganjuk diperoleh metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) cukup efektif digunakan dalam pembentukan model terbaik untuk prediksi, yaitu metode SARIMA(3,0,2)(2,1,2)₁₂ yang memiliki nilai MAPE sebesar 2,01%. Hasil prediksi model metode SARIMA(3,0,2)(2,1,2)₁₂ untuk prediksi produksi bawang merah dengan periode tiga tahun yakni Januari 2021 sampai Desember 2023 memiliki pola yang mirip dengan data aktual yang ada. Berdasarkan hasil prediksi tersebut terlihat bahwa banyak kenaikan produksi bawang merah setiap bulan pada tahun 2021 sampai 2023. Selain itu terdapat prediksi produksi bawang merah yang mencapai angka terendah dalam pertahun yakni awal dan akhir bulan. Faktor penurunan angka produksi ini diperkirakan

akibat dari cuaca. Pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan penambahan data dalam proses prediksi agar model yang dibentuk lebih baik lagi.

Daftar Pustaka

- Aktivani, S. (2021). Uji Stationeritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019. *Jurnal Statistika Industri Dan Komputasi*, 6(1), 26–33.
- Ardana, Y. (2018). *Faktor Eksternal dan Internal yang Mempengaruhi Profitabilitas Bank Syariah di Indonesia*. 13(1), 51–59.
- Divisekara, R. W., Jayasinghe, G. J. M. S. R., & Kumari, K. W. S. N. (2021). Forecasting the red lentils commodity market price using SARIMA models. *SN Business & Economics*, 1(1), 1–13. <https://doi.org/10.1007/s43546-020-00020-x>
- Ervina, M. E., Silvi, R., & Wisisono, I. R. N. (2018). Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia dengan Resilient Back-Propagation (Rprop) Neural Network. *Jurnal Matematika "MANTIK"*, 4(2), 90–99. <https://doi.org/10.15642/mantik.2018.4.2.90-99>
- Fajriyanto, Syukur, A., & Supriyanto, C. (2017). Optimasi Prediksi Tingkat Produksi Bawang Merah Nasional Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network Berbasis Algoritma Genetika. *Teknologi Informasi*, 13(2), 115–124.
- Jatmiko, Y. A., Rahayu, R. L., & Darmawan, G. (2017). Perbandingan Keakuratan Hasil Peramalan Produksi Bawang Merah Metode Holt-Winters dengan Singular Spectrum Analysis (SSA). *Jurnal Matematika "MANTIK"*. <https://doi.org/10.15642/mantik.2017.3.1.13-24>
- Krisma, A., Azhari, M., & Widagdo, P. P. (2019). Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Triple Exponential Smoothing Dalam Parameter Tingkat Error Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Means Absolute Deviation (MAD). *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 4(2), 81–87.
- Lubis, D. A., Johra, M. B., & Darmawan, G. (2017). Peramalan Indeks Harga Konsumen dengan Metode Singular Spectral Analysis (SSA) dan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). *Jurnal Matematika "MANTIK"*. <https://doi.org/10.15642/mantik.2017.3.2.74-82>
- Martinez, E. Z., & Silva, E. A. S. da. (2011). Predicting the number of cases of dengue infection in Ribeirão Preto, São Paulo State, Brazil, using a SARIMA model.

- Cadernos de Saúde Pública*, 9(7), 09–18.
<https://doi.org/10.1590/s0102-311x2011000900014>
- Mohd Lip, N., Jumery, N. S., Ahmad Termizi, F. A., Mulyadi, N. A., Anuar, N., & Ithnin, H. (2020). Forecasting International Tourist Arrivals in Malaysia Using Sarima and Holt-Winters Model. *Journal of Tourism, Hospitality and Environment Management*, 5(18), 41–51. <https://doi.org/10.35631/jthem.518004>
- Rahman, R. A., Afendi, F. M., Nugraheni, W., Sadik, K., & Rizki, A. (2021). Pengelompokan dan Peramalan Deret Waktu pada Produksi Bawang Merah Tingkat Provinsi di Indonesia. *Seminar Nasional Official Statistics, 2021(1)*, 457–464. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2021i1.910>
- Rathod, S., Singh, K. N., Arya, P., Ray, M., Mukherjee, A., Sinha, K., Kumar, P., & Shekhawat, R. S. (2017). Forecasting maize yield using ARIMA-genetic algorithm approach. *Outlook on Agriculture*, 4, 265–271. <https://doi.org/10.1177/0030727017744933>
- Ulinuha, N., & Farida, Y. (2018). Prediksi Cuaca Kota Surabaya Menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Box Jenkins dan Kalman Filter. *Jurnal Matematika "MANTIK,"*4(1), 59–67. <https://doi.org/10.15642/mantik.2018.4.1.59-67>
- Windhy, A. M., Suci, Y. T., & Jamil, A. S. (2019). Analisis Peramalan Harga Bawang Merah Nasional Dengan Pendekatan Model Arima. *Seminar Nasional Pembangunan Pertanian Berkelanjutan Berbasis Sumber Daya Lokal*, 2, 591–604.
- Yani, A. (2018). Analisis Teknikal Harga Saham Dengan Metode Arima. *Jurnal Ilmu Ekonomi Dan Akuntansi Terapan*, 2, 1–6.
- Zulfa, H., Nhita, F., & Saepudin, D. (2019). *Hibridisasi Algoritma Classification and Regression Tree (CART) dan Artificial Neural Network (ANN) untuk Prediksi Harga Bawang Merah di Kabupaten Bandung*. 6(2), 9776–9784.