
PENERAPAN METODE BOX-JENKINS DALAM PERAMALAN HARGA CABAI MERAH DI KOTA SURAKARTA

Oleh

Rafi Ananda Fikri¹, Yustirania Septiani²

Universitas Tidar

E-mail: 1rafianandafikri@gmail.com

Article History:

Received: 28-07-2022

Revised: 16-08-2022

Accepted: 01-09-2022

Keywords:

Inflasi,Indeksharga

Konsumen,JumlahUang

Beredar,Autoregressive

Distributed Lag

Abstract: Cabai merah sendiri merupakan salah satu komoditas hortikultura yang penting dalam memenuhi kebutuhan masyarakat. Bahkan selain itu, jika melihat dari sisi produksinya sendiri, cabai menjadi sayuran dengan produksi tertinggi di Indonesia. Di Kota Surakarta sendiri, produksi cabai merah tidak diproduksi sendiri tiap tahunnya, melainkan masih mengandalkan distribusi atau impor dari daerah lain untuk memenuhi kebutuhan masyarakat. Akibatnya, berdasarkan BPS Kota Surakarta (2020), komoditas cabai merah menjadi salah satu komoditas penyumbang inflasi tertinggi di Kota Surakarta di tahun 2019, yaitu sebesar 0,17 %. Oleh karena itu, perlu dilakukan analisis prakiraan atau forecast harga karena prakiraan harga dapat menjadi informasi penting sebagai dasar pengambilan keputusan dan pengembangan strategi untuk memprediksi kenaikan harga cabai secara tiba-tiba. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga mingguan cabai merah di kota Surakarta dari bulan Agustus 2017 sampai dengan Agustus 2020. Berdasarkan penelitian mengenai ramalan harga cabai merah di Kota Surakarta dapat disimpulkan bahwa model terbaik adalah model ARIMA C (2,1,0) yang diperkirakan akan turun trennya. Hal ini terjadi karena terjadi kelebihan pasokan dan mulai panen, sehingga pasokan cabai cukup banyak. Meskipun ada faktor eksternal lain yang menyebabkan harga cabai merah berfluktuasi, kondisi alam adalah salah satunya. Selain itu, hari raya keagamaan juga dapat mempengaruhi kenaikan harga cabai di suatu daerah.

PENDAHULUAN

Cabai merah sendiri merupakan salah satu komoditas hortikultura yang penting dalam memenuhi kebutuhan masyarakat. Apalagi di Indonesia khususnya, cabai sebagai bumbu penyedap juga sayuran tentu tidak dapat dipisahkan dari makanan sehari-hari. Potensi ini tentunya menjadi penting dalam budidaya cabai merah bagi petani. Bahkan selain itu, jika melihat dari sisi produksinya sendiri, cabai menjadi sayuran dengan produksi

tertinggi di Indonesia (Badan Pusat Statistik, 2015).

Di Kota Surakarta sendiri, produksi cabai merah tidak diproduksi sendiri tiap tahunnya, melainkan masih mengandalkan distribusi atau impor dari daerah lain untuk memenuhi kebutuhan masyarakat. Akibatnya, berdasarkan BPS Kota Surakarta (2020), komoditas cabai merah menjadi salah satu komoditas penyumbang inflasi tertinggi di Kota Surakarta di tahun 2019, yaitu sebesar 0,17 % mengalahkan komoditas penting lainnya seperti bawang merah, bawang putih, cabai rawit, dll. Konsumsi yang relatif stabil dan pasokan yang berubah-ubah karena produksi petani yang berbeda-beda panen dan musimnya membuat harga cabai merah menjadi tidak stabil.

Meski harga cabai cenderung naik setiap bulannya, hal ini tidak mengurangi jumlah konsumen. Rata-rata, konsumen ini hanya mengurangi persentase pembelian mereka. Jadi meski harga cenderung naik, konsumen tetap akan membeli dan mengurangi porsi. Hal ini terjadi karena tidak ada makanan yang dapat menggantikan kebutuhan cabai. Cabai sendiri tidak hanya digunakan untuk konsumsi sehari-hari, tetapi juga dapat digunakan sebagai bahan baku dalam industri makanan, sehingga nilai konsumsinya relatif besar. (Rahmanta & Maryunianta, 2020).

Harga sering dijadikan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam dunia perdagangan. Harga pertanian sering berfluktuasi dari tahun ke tahun. Perubahan harga cabai ini yang tidak menentu seringkali membuat petani, penjual dan pembeli khawatir. Oleh karena itu, perlu dilakukan analisis prakiraan atau forecast harga (Sukiyono dkk, 2018). Ketidakpastian harga cabai merah dan dampaknya terhadap perekonomian menjadi informasi yang sangat penting ke depan. Prakiraan harga dapat menjadi informasi penting sebagai dasar pengambilan keputusan dan pengembangan strategi untuk memprediksi kenaikan harga cabai secara tiba-tiba (Sukiyono & Janah, 2019).

Beberapa penelitian sebelumnya juga telah membahas prediksi harga suatu produk atau komoditas tertentu melalui metode Arima Box-Jenkins, antara lain penelitian Perihatini dkk, (2018) Dimana dari hasil analisis yang dilakukan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins didapatkan harga cabai keriting merah di Kabupaten Banyumas dari bulan Maret hingga Desember 2017 mengalami penurunan.

kemudian ada penelitian dari Setyowati & Septiani (2021). menurut hasil, ARIMA(1,1,3) adalah model terbaik. Hal ini kemudian berdampak pada prakiraan turunnya harga cabai merah keriting di Kota Magelang mulai Mei 2020 hingga Februari 2021. Atau penelitian dari (Puspatika & Kusumawati, 2018) di Semarang, (Windhy & Jamil, 2021) di Indonesia, serta penelitian dari komoditas sejenis yaitu cabai rawit yang mana penelitian dari (Putra, 2021) di kota Surabaya, (Nabilah, 2017) serta (Stevanus dkk, 2021) dimana hasil peramalan menunjukkan bahwasanya harga cabai cenderung mengalami penurunan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data sekunder berupa data deret waktu yang disebut juga dengan data time series. Data deret waktu itu sendiri merupakan kumpulan data dari pengamatan suatu variabel selama periode waktu yang berbeda. Data series berupa data deret waktu, misalnya data harian, mingguan, bulanan, triwulanan, tahunan, atau puluhan tahun (Gujarati, 2015). Karena metode yang digunakan adalah metode ARIMA Box-Jenkins maka dalam penelitian ini juga digunakan data time series. Metode ini

dapat memberikan hasil yang akurat jika data yang digunakan bersifat jangka pendek. Oleh karena itu, data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga mingguan cabai merah di kota Surakarta dari bulan Agustus 2017 sampai dengan Agustus 2020. Data dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (<https://hargapangan.id/>). (Widarjono, 2018). Pada langkah ini penulis terlebih dahulu mencari nilai p, d, dan q dengan menguji unit root test dan plot korelasi.

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian kuantitatif dengan menggunakan metode analisis ARIMA Box-Jenkins. Model ARIMA sendiri merupakan model yang menggunakan data masa lalu yang telah diperbaiki atau distasionerkan melalui proses differencing. Jadi, jika data yang digunakan stasioner dalam proses differencing, tingkat differencing biasanya diwakili oleh orde (d) dari orde pertama differencing dan orde kedua tingkat differencing. Oleh karena itu model tersebut dapat ditulis sebagai ARIMA(p, d, q), dimana p adalah level model autoregressive atau AR dan q adalah tingkatan model moving average atau MA (Widarjono, 2018).

Ada beberapa tahapan yang harus dilakukan dalam membentuk model ARIMA yang optimal itu sendiri. Berikut adalah langkah-langkah atau tahapan untuk membentuk model terbaik dengan menggunakan metode ARIMA:

1. Identifikasi Model

Pada langkah ini penulis terlebih dahulu mencari nilai p, d, dan q dengan menguji unit root test dan plot korelasi atau correlogram.

2. Estimasi Model

Pada langkah ini, penulis wajib atau harus mengestimasi model ARIMA yang telah dipilih pada tahap pertama setelah nilai p dan q diperoleh. Selain itu estimasi parameter dilakukan dengan melihat nilai R-square yang terkecil atau bisa juga dengan estimasi lainnya, contohnya maximum likelihood.

3. Uji Diagnostik atau Diagnostic Checking

Setelah estimasi model ARIMA didapatkan, maka langkah selanjutnya adalah dengan memilih model ARIMA mana yang terbaik juga mampu menjelaskan data secara lebih akurat. Di mana dilakukan dengan cara melihat apakah data residual sudah terdistribusi secara acak.

4. Peramalan atau Prediksi

Setelah model terbaik telah didapat, maka langkah selanjutnya adalah menggunakan model tersebut untuk meramalkan atau memprediksi data yang diinginkan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap awal analisis ARIMA menggunakan metode Box-Jenkins adalah mengidentifikasi model. Identifikasi model dilakukan untuk mengetahui apakah data deret waktu yang akan dianalisis stasioner. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan uji akar unit dan diagram korelasi untuk menilai apakah data yang akan dianalisis stasioner.

Tabel 1. Uji Augmented Dickey-Fuller

Null Hypothesis: D(HARGA) has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.642720	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.472259	
5% level	-2.879846	
10% level	-2.576610	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Sumber: Hasil Olah Data Eviews 10

Dari hasil uji adf, berdasarkan plot korelasi level 1 dan uji unit root, dapat diketahui bahwa data stasioner karena nilai statistik uji ADF $|-6.642720| > 5\%$ dari uji t. Oleh karena itu, analisis dapat dilanjutkan pada tahap selanjutnya yaitu identifikasi model untuk mencari model terbaik untuk proses peramalan atau peramalan harga cabai merah di Kota Surakarta.

Tabel 2. Correlogram Pada Tingkatan 1st Difference

Date: 04/15/22 Time: 00:21

Sample: 1 161

Included observations: 160

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.007	-0.007	0.0071	0.933
		2 -0.187	-0.187	5.7303	0.057
		3 0.185	0.189	11.393	0.010
		4 0.163	0.134	15.801	0.003
		5 -0.108	-0.047	17.747	0.003
		6 0.037	0.060	17.983	0.006
		7 -0.033	-0.124	18.170	0.011
		8 -0.120	-0.108	20.626	0.008
		9 -0.049	-0.073	21.031	0.013
		10 0.179	0.170	26.551	0.003
		11 -0.141	-0.102	30.014	0.002
		12 -0.192	-0.110	36.449	0.000
		13 0.005	-0.093	36.453	0.001
		14 -0.009	-0.087	36.469	0.001
		15 -0.093	-0.004	38.009	0.001
		16 -0.048	-0.050	38.417	0.001
		17 -0.105	-0.098	40.423	0.001
		18 -0.049	-0.039	40.855	0.002
		19 0.046	0.009	41.247	0.002
		20 -0.175	-0.261	46.914	0.001
		21 -0.062	-0.014	47.641	0.001
		22 0.152	0.115	52.004	0.000
		23 -0.051	-0.068	52.488	0.000
		24 -0.042	0.021	52.817	0.001
		25 0.208	0.120	61.160	0.000
		26 -0.013	-0.091	61.193	0.000
		27 -0.036	0.012	61.451	0.000
		28 0.159	0.055	66.386	0.000
		29 0.127	0.029	69.571	0.000
		30 -0.043	0.102	69.945	0.000
		31 -0.027	-0.094	70.095	0.000
		32 0.185	0.037	77.040	0.000
		33 -0.072	-0.097	78.099	0.000
		34 -0.084	-0.013	79.541	0.000
		35 0.130	0.016	83.023	0.000
		36 -0.021	0.025	83.113	0.000

Sumber: Hasil Olah Data Eviews 10

Pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan hasil uji akar unit dan plot korelasi. Dari hasil tersebut dapat diketahui bahwa model stasioner pada layer 1. Selanjutnya pemilihan model terbaik didasarkan pada model yang tidak mengandung autokorelasi, bersifat homoskedastis, dan berdistribusi normal. Pemilihan model terbaik juga dilakukan dengan melihat hasil regresi dimana lengkapnya dengan melihat nilai Adj. R², R² yang terbesar dan terkecil menurut nilai SE, AIC dan SIC. Sehingga berdasarkan kriteria tersebut diharapkan mendapatkan model terbaik dan model ARIMA yang terpilih.

Tabel 3. ARIMA C (2,1,0)

Dependent Variable: D(HARGA)
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 04/15/22 Time: 00:26
Sample: 2 161
Included observations: 160
Convergence achieved after 15 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-10.14015	337.9847	-0.030002	0.9761
AR(2)	-0.184741	0.058395	-3.163609	0.0019
SIGMASQ	23577069	1599000.	14.74488	0.0000
R-squared	0.034932	Mean dependent var		-11.56250
Adjusted R-squared	0.022638	S.D. dependent var		4958.238
S.E. of regression	4901.794	Akaike info criterion		19.85160
Sum squared resid	3.77E+09	Schwarz criterion		19.90926
Log likelihood	-1585.128	Hannan-Quinn criter.		19.87501
F-statistic	2.841423	Durbin-Watson stat		1.945428
Prob(F-statistic)	0.061347			
Inverted AR Roots	-.00+.43i	-.00-.43i		

Sumber: Hasil Olah Data Eviews 10

Setelah dilakukan diagnostic checking serta membandingkan nilai Adj. R², R² yang paling besar serta berdasarkan nilai SE, AIC dan SIC terkecil didapatkan bahwa model yang terbaik adalah model ARIMA C (2,1,0).

Langkah selanjutnya adalah melakukan validasi silang (cross validation) untuk menguji keakuratan model dalam prediksinya. Validasi silang dilakukan dengan memprediksi 10 periode berikutnya. Prediksi yang dihasilkan kemudian dibandingkan dengan data sampel keluaran, dan dicari nilai kesalahannya.

Tabel 4. Cross Validation Model Terbaik ARIMA

Waktu	Data Aktual	Data Peramalan
Jul 2020 (I)	14950	13216.15
Jul 2020 (II)	16300	13206.01
Jul 2020 (III)	17500	13195.87
Jul 2020 (IV)	17550	13185.73
Agu 2020 (I)	18150	13175.59
Agu 2020 (II)	16700	13165.45

Agu 2020 (III)	14250	13155.31
Agu 2020 (IV)	13400	13145.17
Agu 2020 (V)	13650	13135.03

Sumber: Hasil Olah Data Eviews 10

Seperti yang terlihat dari hasil validasi silang di atas, bahkan dengan model terbaik pun, nilai prediksinya tidak terlalu akurat. Hasil prediksi sedikit berbeda dari nilai aslinya. Sehingga dapat disimpulkan bahwa walaupun model terbaik yang digunakan, hasil prediksi tidak selalu mendekati nilai aslinya. Di bawah ini adalah hasil prakiraan harga cabai merah di Surakarta dari Mei 2022 hingga Juli 2022 untuk mengetahui volatilitas harga cabai merah.

Tabel 5. Peramalan Harga Cabai Merah di Kota Surakarta Mei 2022 Sampai Juli 2022

Waktu	Harga
Mei 2022 (I)	12313.68
Mei 2022 (II)	12303.54
Mei 2022 (III)	12293.40
Mei 2022 (IV)	12283.26
Juni 2022 (I)	12273.12
Juni 2022 (II)	12262.98
Juni 2022 (III)	12252.84
Juni 2022 (IV)	12242.70
Juli 2022 (I)	12232.56
Juli 2022 (II)	12222.42
Juli 2022 (III)	12212.28
Juli 2022 (IV)	12202.14

Sumber: Hasil Olah Data Eviews 10

Dengan melihat hasil dari forecasting ataupun peramalan dinamis dan statis, terlihat bahwa harga cabai merah mingguan di Kota Surakarta dari Mei 2022 hingga Juli 2022 akan menunjukkan tren penurunan yang berkelanjutan. Akibatnya, harga cabai yang diperkirakan oversupply mulai turun karena sentra cabai merah di Kota Surakarta sudah memasuki musim panen dan pasokan cabai melimpah. Saat harga cabai turun, konsumen harusnya membeli cabai secukupnya. Meskipun membeli dalam jumlah besar dapat menjadi tindakan pencegahan jika harga naik lagi, hal ini dapat menyebabkan berkurangnya permintaan cabai.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian mengenai ramalan harga cabai merah di Kota Surakarta dapat disimpulkan bahwa model terbaik adalah model ARIMA C (2,1,0) yang diperkirakan akan turun trennya. Hal ini terjadi karena terjadi kelebihan pasokan dan mulai panen, sehingga pasokan cabai cukup banyak. Meskipun ada faktor eksternal lain yang menyebabkan harga cabai merah berfluktuasi, kondisi alam adalah salah satunya. Selain itu, hari raya keagamaan contohnya juga dapat mempengaruhi kenaikan harga cabai di suatu daerah.

SARAN

Untuk penelitian ini sendiri, tentu masih jauh dari kata sempurna karena tentunya masih banyak kekurangan. Harapannya, ke depan jika ada penelitian yang mengambil tema yang sama dengan penelitian ini, diharapkan agar untuk penggunaan data time series menggunakan data terbaru agar peramalan yang dihasilkan bisa lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik. (2015). *Statistik Indonesia 2015*.
- [2] Badan Pusat Statistik Kota Surakarta. (2020). *Komoditas Penyumbang Inflasi Terbesar 2019*. <https://surakartakota.bps.go.id/indicator/3/220/1/komoditas-penyumbang-inflasi-terbesar.html>
- [3] Gujarati, D. N. (2015). *Dasar-Dasar Ekonometrika*. Salemba Empat.
- [4] Nabilah. (2017). Peramalan Harga Dan Produksi Cabai Rawit Di Provinsi Jawa Timur. *Repository.Its.Ac.Id*, 90. <http://repository.its.ac.id/41816/>
- [5] Perihatini, D. I., Lestari, I. F., & Primandari, A. H. (2018). *Peramalan Harga Cabai Merah Besar Keriting Kabupaten Banyumas Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins*.
- [6] Puspatika, K., & Kusumawati, Y. (2018). Peramalan Harga Cabai Dengan Metode Arima Arch- Garch Dan Single Moving Average Di Kota Semarang. *Journal JOINS Udinus*, 03(02), 192–201.
- [7] Putra, J. eka. (2021). *Pemrakiraan Harga Cabai Rawit di Kota Surabaya JOSHUA EKA PUTRA, Dr. Jamhari, S.P., M.P. ; Dr. Hani Perwitasari, S.P., M.Sc. 2020–2021*.
- [8] Rahmanta, R., & Maryunianta, Y. (2020). Pengaruh Harga Komoditi Pangan Terhadap Inflasi Di Kota Medan. *Jurnal Agrica*, 13(1), 35–44. <https://doi.org/10.31289/agrica.v13i1.3121>
- [9] Setyowati, V. A., & Septiani, Y. (2021). *Peramalan Harga Cabai Merah Besar Keriting dengan Metode ARIMA Box-Jenkins*. 4(2), 89–101.
- [10] Stevanus, H., Wahyuni, D., Simbolon, Y. R. E., Deti, & Amelia, R. (2021). *Peramalan Harga Cabai Rawit pada Masa Pandemi Covid-19 di Pangkalpinang Provinsi Kepulauan Bangka Belitung*. 161–166.
- [11] Sukiyono, K., & Janah, M. (2019). Forecasting Model Selection of Curly Red Chili Price at Retail Level. *Indonesian Journal of Agricultural Research*, 2(1), 1–12. <https://doi.org/10.32734/injar.v2i1.859>
- [12] Sukiyono, K., Nabiu, M., Sumantri, B., Novanda, R. R., Arianti, N. N., Sriyoto, S., Zulkarnain Yuliarso, M., Badrudin, R., Mustopa Romdhon, M., & Mustamam, H. (2018). Selecting an Accurate Cacao Price Forecasting Model. *Journal of Physics: Conference Series*, 1114(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1114/1/012116>
- [13] Widarjono, A. (2018). *Ekonometrika Pengantar dan Aplikasinya Disertai Panduan EViews* (Lima).
- [14] Windhy, A. M., & Jamil, A. S. (2021). Peramalan Harga Cabai Merah Indonesia : Pendekatan ARIMA Forecasting Indonesian Red Chilli Prices : The ARIMA Approach. *Agriekstensi*, 20(1), 78–87.

HALAMAN INI SENGAJA DIKOSONGKAN