



### Peramalan Harga Cabai Merah Besar Keriting dengan Metode ARIMA Box-Jenkins

*The ARIMA Box-Jenkins Method has been used to predict the Price of Large Curly Red Chilis*

Vinca Ayu Setyowati<sup>1)</sup>

Yustirania Septiani<sup>2)</sup>

Fakultas Ekonomi Universitas Tidar<sup>1,2)</sup>

email: [vincasetyowati@gmail.com](mailto:vincasetyowati@gmail.com)<sup>1)</sup>,

email: [yustirania\\_septiani@untidar.ac.id](mailto:yustirania_septiani@untidar.ac.id)<sup>2)</sup>

Submit: 11 Mei 2021; Direvisi; 6 September 2021; Publish; 1 Oktober 2021

#### Abstract

*Chili is one of the potential commodities based on market demand and high economic value. The price of chili has fluctuated every month so that this commodity contributes to inflation in food that can affect overall general inflation. Thus, an analysis of forecasting prices for large curly red chili is needed so that people and farmers do not need to worry and can prepare for future risks. Price forecasting in this study uses the Box-Jenkins ARIMA method. The data used is the price of large curly red chili prices from December 2015 to April 2020. The data to be analyzed is then made into several forms of the ARIMA model and one will be chosen as the best ARIMA model. Based on the results of the study, ARIMA (1,1,3) is the best model. Thus the forecast results obtained for the price of large curly red chili in Magelang City from May 2020 to February 2021. With this research it is expected to be able to assist the Department of Industry and Trade of Magelang City in making decisions related to the price of large curly red chili which fluctuates every year.*

**Keywords** : Forecasting; Chili Prices; ARIMA

### **Abstrak**

Cabai merupakan salah satu komoditas unggulan yang potensial berdasarkan permintaan pasar dan nilai ekonomisnya yang tinggi. Harga cabai setiap bulan mengalami perubahan secara fluktuatif sehingga, komoditas ini menjadi penyumbang inflasi pada bahan makanan yang dapat mempengaruhi inflasi umum secara keseluruhan. Dengan demikian, analisis mengenai peramalan harga cabai merah besar keriting diperlukan agar masyarakat dan petani tidak perlu khawatir dan dapat mempersiapkan risiko yang akan terjadi dimasa mendatang. Peramalan harga pada penelitian ini menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*. Data yang digunakan adalah data harga cabai merah besar keriting pada bulan Desember 2015 sampai bulan April 2020. Data yang akan dianalisis kemudian dibuat kedalam beberapa bentuk model ARIMA dan akan dipilih salah satu yang menjadi model ARIMA terbaik. Berdasarkan hasil penelitian, ARIMA (1,1,3) adalah model terbaik. Dengan begitu diperoleh hasil peramalan harga cabai merah besar keriting di Kota Magelang pada bulan Mei 2020 sampai bulan Februari 2021. Dengan adanya penelitian ini diharapkan dapat membantu Dinas Perindustrian dan Perdagangan Kota Magelang dalam pengambilan keputusan terkait dengan harga cabai merah besar keriting yang mengalami perubahan secara fluktuatif setiap tahunnya.

**Kata kunci:** Peramalan; Harga Cabai; ARIMA

## **1. PENDAHULUAN**

Cabai merupakan tanaman hortikultural sayuran yang banyak diminati masyarakat Indonesia sehingga cabai dijadikan sebagai usaha pertanian. luas panen capaiannya juga memiliki peringkat tertinggi dibandingkan dengan sayuran lain. Selain itu, jika dilihat dari jumlah produksinya, cabai merupakan sayuran yang memiliki produksi tertinggi di Indonesia (Badan Pusat Statistik, 2015). Namun, komoditas ini menjadi penyumbang utama inflasi pada bahan makanan. Besarnya inflasi pada bahan makanan berpengaruh pada besarnya inflasi umum secara keseluruhan di Indonesia. Kenaikan harga cabai dipengaruhi oleh faktor eksternal yaitu kondisi alam. Kondisi alam yang tidak menentu dapat mempengaruhi pasokan cabai di sejumlah daerah khususnya di Kota Magelang. Kota Magelang merupakan salah satu kota yang terletak di Provinsi Jawa Tengah dengan luas wilayah sebesar 16.06 km<sup>2</sup>. Kota Magelang memiliki letak yang strategis secara geografis, yaitu berada di persilangan jalur transportasi dan ekonomi antara Semarang, Magelang, Yogyakarta, dan Purworejo. Kenaikan harga cabai di Kota Magelang membuat inflasi pada bahan makanan meningkat 3.96 persen menjadi 6.56 persen di tahun 2019 sehingga peningkatan ini menyebabkan perubahan tingkat inflasi umum sebesar 2.19 persen per tahun (Badan Pusat Statistik Kota Magelang, 2020).

Jenis cabai di Kota Magelang sangat beragam, namun cabai merah besar keriting merupakan salah satu cabai dengan harga yang paling mahal jika dibandingkan dengan harga cabai lainnya (SiHati, 2020). Meskipun harga cabai cenderung meningkat setiap bulannya, hal ini tidak mengurangi jumlah konsumen. Rata-rata para konsumen ini hanya mengurangi porsi pembeliannya saja. Jadi, meskipun harga cenderung meningkat konsumen akan tetap membeli dengan mengurangi porsinya. Hal ini terjadi karena belum ada bahan pangan yang dapat mensubstitusi kebutuhan cabai. Cabai tidak hanya digunakan untuk konsumsi pangan sehari-hari, tetapi juga dapat digunakan untuk bahan baku dalam industri makanan sehingga nilai konsumsinya relatif besar (Rahmanta & Maryunianta, 2020).

Harga sering digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam dunia perdagangan. Hasil pertanian cenderung mengalami fluktuasi harga setiap tahunnya. Perubahan harga cabai yang tidak menentu sering membuat petani, penjual, dan pembeli khawatir. Dengan demikian, maka perlu adanya analisis peramalan harga (Sukiyono dkk, 2018). Ketidakpastian harga cabai dan pengaruhnya terhadap perekonomian menjadi informasi yang sangat penting di masa yang akan datang. Peramalan harga dapat menjadi informasi penting sebagai dasar pengambilan keputusan dan penyusunan strategi sehingga dapat mengantisipasi adanya kenaikan harga cabai yang mendadak (Sukiyono & Janah, 2019).

Peramalan atau *forecasting* adalah suatu teknik atau cara yang bersifat kuantitatif dalam memprediksi sesuatu yang akan terjadi pada masa yang akan datang, dan dalam penerapannya menggunakan data-data sebelumnya sebagai pedoman atau data historis (Lestari & Wahyuningsih, 2012). Dengan demikian, metode peramalan yang dapat digunakan dalam penelitian ini adalah metode ARIMA *Box-Jenkins*, sebab metode ini merupakan model statistik yang baik digunakan untuk meramal satu atau lebih variabel secara cepat, sederhana, murah, dan akurat. Model yang akan dipilih adalah model terbaik yang sudah diuji dengan menggunakan data-data pada masa sebelumnya sehingga hasilnya lebih akurat. Metode ARIMA memiliki ketepatan yang baik jika digunakan dalam jangka pendek (Perihatini dkk, 2018).

Banyak penelitian yang membahas mengenai peramalan harga suatu produk atau komoditas tertentu dengan menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*. Berikut merupakan beberapa penelitian terdahulu mengenai peramalan harga diantaranya adalah Perihatini dkk, (2018) yang mengatakan bahwa model terbaik yang diperoleh dalam penelitiannya adalah ARIMA (2,0,0). Dengan menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*, maka diperoleh hasil peramalan dari harga cabai merah besar keriting di Banyumas selama 10 periode kedepan yaitu pada bulan Maret 2017 sampai bulan Desember 2017.

Selanjutnya Hadiansyah (2017), berdasarkan hasil penelitian tersebut, penulis melakukan pengujian untuk memperoleh model terbaik dengan menggunakan bentuk ARIMA (1,2,1), AR (1), ARI (1,2) dan IMA (2,1) dengan menentukan nilai RMSE, MAPE, dan *R-square*. Tujuan penelitian ini adalah menemukan model terbaik dengan skenario *testing* dan *training* sehingga diperoleh hasil bahwa ARIMA merupakan model dengan performa yang baik. Selain itu, Setyawan, dkk (2016) dalam penelitiannya menyebutkan bahwa berdasarkan pengujian ARIMA (2,1,1) dan ARIMA (24,1,12) keduanya memiliki nilai MSE terkecil. Hal tersebut dapat diketahui dari hasil *overfitting* pada model

yang menunjukkan bahwa model tersebut memiliki nilai residual yang bersifat acak atau *random* melalui indikator *Ljung-Box statistic* dengan nilai P lebih besar dari alfa lima persen, maka data dapat dikatakan stasioner.

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, terdapat hal menarik yang ingin penulis kaji sehingga penulis ingin melakukan penelitian yang berkaitan dengan peramalan harga pada salah satu komoditas unggulan, yaitu cabai merah besar keriting di Kota Magelang dengan menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*. Kota Magelang dipilih karena penulis melakukan pengamatan dalam lingkup Dinas Perindustrian dan Perdagangan Kota Magelang. Selain itu, harga cabai di Kota Magelang sering mengalami perubahan sehingga khawatir terjadi inflasi yang tinggi. Dengan adanya penelitian ini, penulis berharap hasil penelitian ini dapat dijadikan bahan pertimbangan bagi Dinas Perindustrian dan Perdagangan Kota Magelang dalam pengambilan keputusan terkait dengan harga cabai merah besar keriting yang mengalami perubahan secara fluktuatif setiap tahunnya. Sehingga masyarakat tidak perlu khawatir dengan perubahan harga cabai merah besar keriting dimasa mendatang dan para petani dapat mempersiapkan risiko terkait dengan perubahan harga yang mengalami perubahan secara fluktuatif setiap tahunnya.

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan mengenai harga cabai merah besar keriting yang mengalami perubahan fluktuatif setiap tahun, maka penulis memperoleh beberapa rumusan masalah dalam penelitian ini, diantaranya adalah bagaimana pemilihan model ARIMA terbaik dan bagaimana hasil peramalan harga cabai merah besar keriting di Kota Magelang pada bulan Mei 2020 sampai bulan Februari 2021.

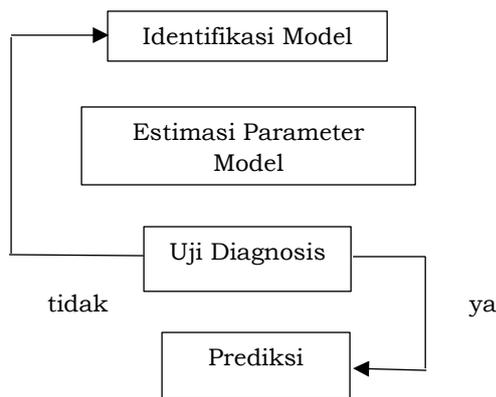
## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang berbentuk data runtut waktu atau *time series*. Data *time series* merupakan kumpulan data hasil pengamatan suatu variabel dari periode waktu yang berbeda. Data *time series* berbentuk data runtut waktu, seperti data harian, data mingguan, data bulanan, data kuartalan, data tahunan, atau bahkan data sepuluh tahunan (Gujarati, 2015). Data *time series* dipilih dalam penelitian ini karena metode ARIMA *Box-Jenkins* ini merupakan metode peramalan data *time series*. Metode ini juga akan memberikan hasil yang akurat jika data yang digunakan adalah data dalam jangka pendek. Dengan demikian, data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga cabai merah besar keriting dari bulan Desember 2015 sampai bulan April 2020 di Kota Magelang. Data ini diperoleh dari Sistem Informasi Harga dan Produksi Komoditi Provinsi Jawa Tengah (<https://hargajateng.org/>) dan Dinas Perindustrian dan Perdagangan Kota Magelang. Data yang akan digunakan untuk melakukan peramalan dibagi menjadi dua, yaitu data *in sample* dan data *out sample*. Data *in sample* menunjukkan data harga cabai merah besar keriting pada bulan Desember 2015 sampai bulan April 2020 dan data *out sample* pada penelitian ini adalah data harga cabai merah besar keriting dari bulan Mei 2020 sampai bulan Februari 2021.

Penelitian ini menggunakan data yang bersifat kuantitatif dengan menggunakan metode analisis peramalan ARIMA *Box-Jenkins*. Model ARIMA merupakan suatu model dengan menggunakan data pada masa lalu yang telah stasioner melalui proses *differencing*. Dengan demikian, jika data yang

digunakan stasioner pada proses *differencing*, maka tingkat *differencing* sering dilambangkan dengan ordo ( $d$ ) baik pada tingkat *first difference* maupun *second difference*. Sehingga model tersebut dapat ditulis menjadi ARIMA ( $p, d, q$ ) dimana  $p$  adalah tingkat *Auotoregressive Model* atau AR,  $d$  adalah suatu tingkatan ketika membuat data menjadi stasioner, dan  $q$  merupakan tingkat *Moving Average Model* atau MA (Widarjono, 2018).

Dalam pembentukan model ARIMA terbaik terdapat beberapa tahapan yang perlu dilakukan. Berikut adalah diagram alur dari tahapan pembentukan model terbaik menggunakan metode ARIMA :



Sumber : Widarjono, (2018)

Gambar 1. Diagram alur

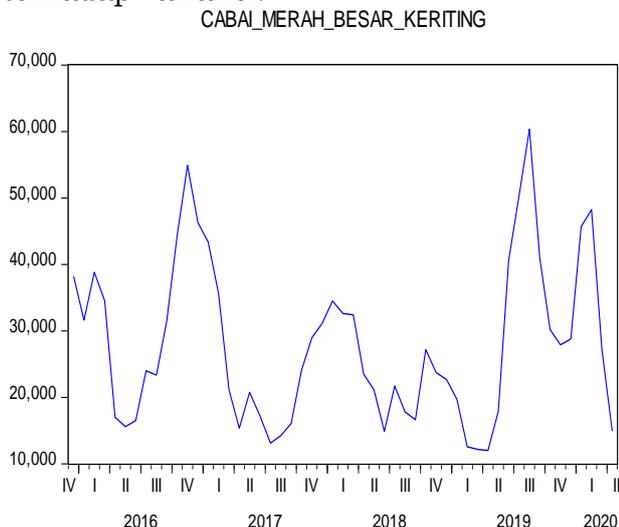
Tahap pertama yaitu melakukan identifikasi model. Pada tahap ini penulis harus mencari terlebih dahulu nilai  $p$ ,  $d$ , dan  $q$  dengan pengujian *correlogram*. Tahap kedua yaitu melakukan estimasi parameter model. Pada tahap ini peneliti harus mengestimasi model ARIMA yang sudah dipilih pada tahap pertama. Hal ini juga dilakukan setelah nilai  $p$  dan  $q$  diperoleh. Estimasi parameter dapat dilakukan dengan cara melihat nilai *R-square* yang paling kecil atau bisa juga dengan metode estimasi lain, misalnya *maximum likelihood*. Tahap ketiga yang harus dilakukan dalam pembentukan model ARIMA terbaik adalah dengan melakukan pengujian diagnosis. Setelah estimator model ARIMA diperoleh, maka penulis harus memilih model ARIMA mana yang terbaik yang mampu menjelaskan data secara lebih akurat. Memilih model ARIMA terbaik dapat dilakukan dengan cara melihat apakah data residual bersifat acak. Jika tidak maka harus kembali lagi pada tahap pertama untuk memilih model lain. Tahap yang terakhir adalah melakukan prediksi. Setelah model terbaik didapatkan, maka selanjutnya model tersebut dapat digunakan untuk memprediksi atau meramalkan suatu data yang diinginkan.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Hasil Penelitian

Sebelum melakukan peramalan harus menentukan model terbaik terlebih dahulu dengan menggunakan data *in sample*. Melihat stasioneritas data diperlukan pada tahap pertama untuk menentukan model terbaik. Untuk melihat stasioneritas suatu data dapat dilihat dengan menggunakan dua cara,

yaitu dengan melihat stasioneritas data terhadap variansi dan juga dapat melihat stasioneritas data terhadap rata-rata. Berikut adalah grafik untuk melihat stasioneritas data terhadap variansi.



Sumber : Sistem Informasi Harga dan Produksi Komoditi Provinsi Jawa Tengah, 2019

Gambar 2. Grafik Stasioneritas

Berdasarkan gambar 2 di atas terlihat bahwa data tersebut tidak dipengaruhi secara signifikan oleh unsur musiman. Pola data pada gambar di atas menunjukkan bahwa data tidak stasioner. Asumsi stasioneritas data baik terhadap variansi maupun rata-rata harus dipenuhi dalam metode analisis ini. Selanjutnya melihat stasioneritas data terhadap rata-rata dapat dilakukan dengan uji *correlogram*.

Tabel 1. *Correlogram* pada Tingkat Level

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.728	0.728	29.731	0.000
		2	0.337	-0.413	36.203	0.000
		3	0.019	-0.069	36.224	0.000
		4	-0.175	-0.074	38.042	0.000
		5	-0.224	0.023	41.093	0.000
		6	-0.216	-0.108	43.998	0.000
		7	-0.198	-0.069	46.478	0.000
		8	-0.187	-0.083	48.737	0.000
		9	-0.143	0.034	50.100	0.000
		10	-0.058	0.029	50.331	0.000
		11	0.027	-0.007	50.381	0.000
		12	0.044	-0.113	50.517	0.000
		13	0.053	0.088	50.725	0.000
		14	0.046	-0.038	50.884	0.000
		15	0.036	0.015	50.981	0.000
		16	0.005	-0.092	50.983	0.000
		17	-0.014	0.052	50.998	0.000
		18	-0.037	-0.065	51.115	0.000
		19	-0.046	0.043	51.295	0.000
		20	-0.046	-0.069	51.486	0.000
		21	-0.051	-0.016	51.726	0.000
		22	-0.031	0.027	51.816	0.000
		23	-0.040	-0.081	51.974	0.001
		24	-0.058	-0.048	52.314	0.001

Sumber : Data sekunder yang diolah dengan Eviews 10

Dalam metode peramalan *Box-Jenkins* suatu data harus memiliki sifat stasioner saat dilakukan pengujian *Correlogram*. Stasioneritas data dalam uji *Correlogram* dapat dilihat dari probabilitasnya apakah nilai probabilitas lebih dari alfa 5% atau tidak, jika iya maka data dapat dikatakan stasioner. Pada tabel 1 terlihat bahwa nilai probabilitas dari kelambanan 1 hingga 22 nilainya 0.000 dan pada kelambanan 23 sampai 24 memiliki nilai probabilitas 0.001. sehingga data di atas dapat dikatakan tidak stasioner pada tingkat level karena nilai probabilitasnya mendekati nol atau kurang dari alfa 5%. Selain melihat dari nilai probabilitas, menentukan stasioneritas atau tidaknya suatu data dapat dilihat juga melalui uji *Ljung-Box (LB)*. Berdasarkan pengujian tersebut, dapat diketahui bahwa nilai statistik LB sampai kelambanan 24 sebesar 52.314 sedangkan nilai statistik  $X^2$  dengan *degree of freedom (df)* kelambanan 24 pada alfa 5% adalah 36.41. Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa data masih belum stasioner pada tingkat level karena nilai statistik LB lebih besar dari nilai statistik distribusi *chi squares*  $X^2$ .

Tabel 2. *Correlogram* pada Tingkat 1<sup>st</sup> Difference

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.295	0.295	4.7953	0.029
		2	-0.095	-0.199	5.2981	0.071
		3	-0.241	-0.170	8.6220	0.035
		4	-0.293	-0.211	13.657	0.008
		5	-0.111	-0.019	14.389	0.013
		6	-0.015	-0.090	14.403	0.025
		7	0.032	-0.055	14.468	0.043
		8	0.006	-0.097	14.471	0.070
		9	-0.136	-0.203	15.673	0.074
		10	-0.068	-0.045	15.983	0.100
		11	0.026	-0.040	16.030	0.140
		12	0.013	-0.121	16.042	0.189
		13	0.038	-0.077	16.144	0.241
		14	0.026	-0.062	16.192	0.302
		15	0.100	0.063	16.952	0.322
		16	0.003	-0.120	16.953	0.389
		17	-0.002	0.007	16.953	0.458
		18	-0.008	-0.058	16.959	0.526
		19	-0.041	-0.036	17.101	0.583
		20	0.009	0.012	17.108	0.646
		21	-0.042	-0.099	17.268	0.695
		22	0.012	0.021	17.282	0.748
		23	0.023	-0.031	17.332	0.793
		24	0.075	0.119	17.901	0.808

Sumber : Data sekunder yang diolah dengan Eviews 10

Hasil dari pengujian *Correlogram* pada tabel 2 disimpulkan bahwa masih terdapat data yang belum stasioner sehingga perlu pengujian dengan *first difference*. Jika dilihat dari nilai probabilitasnya, dapat diketahui bahwa nilai probabilitas pada kelambanan satu sampai tujuh masih mendekati nol, sehingga data tersebut masih ada yang belum stasioner. Sedangkan kelambanan 8 sampai 24 data dapat dikatakan stasioner. Namun jika dilihat melalui uji *Ljung-Box (LB)*, pengujian *correlogram* pada tingkat *first difference* di atas terlihat bahwa nilai statistik LB sampai kelambanan 24 sebesar 17.901 sedangkan nilai statistik  $X^2$  dengan *degree of freedom (df)* kelambanan 24 pada alfa 5% adalah 36.41. Dari

pengujian *Ljung-Box* (LB) tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai statistik LB memiliki nilai yang lebih kecil dari nilai statistik distribusi *chi squares*  $X^2$  sehingga data tersebut dapat dikatakan stasioner pada tingkat *first difference*.

Penarikan kesimpulan stasioneritas data terhadap rata-rata berdasarkan tampilan pada tabel 2 *correlogram* bersifat subjektif, dengan demikian perlu dilakukan pengujian kembali secara statistik menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* sehingga kesimpulan mengenai stasioneritas suatu data dapat diterima dengan baik. Berikut adalah pengujian *Augmented Dickey-Fuller*.

Tabel 3. Uji *Augmented Dickey-Fuller*

	t-Statistic	Prob.*
<i>Augmented Dickey-Fuller test statistic</i>	-5.025084	0.0001
Test critical values:		
1% level	-3.565430	
5% level	-2.919952	
10% level	-2.597905	

Sumber : Data sekunder yang diolah dengan Eviews 10

Suatu data dapat dikatakan stasioner atau tidak dalam pengujian *Augmented Dickey-Fuller* dapat diketahui dari nilai probabilitas dan nilai kritisnya, apabila nilai probabilitas lebih besar dari alfa 5% dan t-statistiknya lebih kecil dari nilai kritisnya maka data tersebut dapat dikatakan stasioner. Berdasarkan tabel 3 pada pengujian *Augmented Dickey-Fuller* di atas, dapat diketahui bahwa nilai probabilitas sebesar 0.001 lebih kecil dari alfa 5% dan t-statistiknya kurang dari nilai kritis baik di 1% level, 5% level, dan 10% level yaitu sebesar -5.025084. Jadi, nilai statistik memiliki nilai negatif dari nilai kritisnya sehingga dapat dikatakan bahwa data tersebut telah stasioner terhadap rata-rata.

Setelah dilakukan pengujian stasioneritas data dan diperoleh hasil bahwa data tersebut stasioner baik terhadap variansi maupun rata-rata, langkah selanjutnya yaitu melihat plot ACF dan plot PACF pada tabel *Correlogram* untuk mengestimasi model awal. Berdasarkan gambar di atas terlihat bahwa plot ACF dan PACF meluruh secara eksponensial. Selain menganalisis adanya *dies down* dan *cuts off*, estimasi model ARIMA dapat dilakukan secara *trial and error* dengan cara megkombinasikan angka lag pada tabel *correlogram*. Berikut adalah hasil *trial and error*.

Tabel 4. Rangkuman Permodelan ARIMA

	ARIMA (1,1,1)	ARIMA (1,1,2)	ARIMA (1,1,3)	ARIMA (2,1,1)	ARIMA (2,1,2)
C	-341.3760 (0.8286)	-186.5773 (0.8789)	-18.49097 (0.9827)	-470.122 (0.7560)	134.1650 (0.7012)
AR	-0.050440 (0.8925)	0.306686 (0.0353)	0.164482 (0.2496)	-0.055777 (0.7298)	0.493368 (0.0002)
MA	0.412584 (0.2324)	-0.291798 (0.0513)	-0.413884 (0.0062)	0.340567 (0.0220)	-0.926923 (0.0000)
AIC	20.95730	20.95313	20.91544	20.96559	20.85587
SC	21.07094	21.06677	21.02908	21.08031	20.97059
<i>Adj R</i> <sup>2</sup>	0.087532	0.091326	0.124938	0.085536	0.180557

Sumber : Data sekunder yang diolah dengan Eviews 10

Besarnya nilai AIC dan nilai SC dapat digunakan untuk menentukan model ARIMA terbaik. Model ARIMA terbaik adalah yang memiliki nilai AIC dan nilai SC paling kecil. Selain itu, nilai  $Adj R^2$  juga dapat dijadikan sebagai perbandingan, nilai yang digunakan adalah nilai yang paling besar jika dibandingkan dengan model lain. Dengan begitu, model ARIMA (1,1,3) adalah model ARIMA terbaik yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan harga cabai merah besar keriting dimasa yang akan datang. Sebenarnya, model ARIMA (2,1,2) memiliki nilai AIC dan nilai SC lebih kecil jika dibandingkan dengan yang lain, tetapi model ini tidak memenuhi *residual diagnocis*. Model persamaan yang terbentuk adalah

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 AR(1) + \beta_2 MA(1) + e_t$$

Atau

$$Y_t = -18.49097 + 0.164482Y_{t-1} - 0.413884$$

Langkah selanjutnya yaitu melakukan *cross validation* untuk menguji seberapa baik ketepatan model dalam melakukan peramalan. *Cross validation* dilakukan dengan melakukan peramalan untuk 10 periode ke depan. Hasil peramalan yang diperoleh kemudian dibandingkan dengan data *out sample* selanjutnya dicari nilai *error*-nya.

Tabel 5. *Cross Validation* Model Terbaik ARIMA

Waktu	Data aktual	Data peramalan
Juli 2019	50348	27963.38923810244
Agustus 2019	60333	27944.89826963842
September 2019	40952	27926.40730117439
Oktober 2019	30182	27907.91633271036
November 2019	27895	27889.42536424634
Desember 2019	28778	27870.93439578231
Januari 2020	45682	27852.44342731828
Februari 2020	48250	27833.95245885426
Maret 2020	27250	27815.46149039023
April 2020	14952	27796.97052192621

Sumber : Data sekunder yang diolah dengan Eviews 10

Berdasarkan hasil *cross validation* di atas dapat diketahui bahwa meskipun menggunakan model terbaik, nilai peramalan tidak terlalu akurat. Hasil peramalan agak berbeda dengan nilai asli. Maka dapat disimpulkan bahwa meskipun menggunakan model terbaik, hasil peramalan tidak selalu mendekati nilai asli. Berikut adalah hasil peramalan harga cabai merah besar keriting pada bulan Mei 2020 sampai bulan Februari 2021 di Kota Magelang yang dilakukan untuk mengetahui fluktuasi harga cabai.

Tabel 6. Peramalan Harga Cabai Merah Besar Keriting pada Bulan Mei 2020 sampai Februari 2021

Waktu	Harga
Mei 2020	27778.47955346218
Juni 2020	27759.98858499816
Juli 2020	27741.49761653413
Agustus 2020	27723.0066480701
September 2020	27704.51567960608
Oktober 2020	27686.02471114205
November 2020	27667.53374267803
Desember 2020	27649.042774214
Januari 2021	27630.55180574997
Februari 2021	27612.06083728595

Sumber : Data sekunder yang diolah dengan Eviews 10

### 3.2. Pembahasan

Data harga cabai merah besar keriting di Kota Magelang selama bulan Desember 2015 sampai bulan April 2020 merupakan data yang digunakan dalam penelitian ini. Gambar 3 menunjukkan bahwa harga cabai merah besar keriting mengalami perubahan secara fluktuatif setiap bulan. Kenaikan harga tertinggi terjadi pada bulan Agustus 2019, yaitu mencapai Rp 60.000,00 dan harga cabai terendah terjadi pada bulan April tahun 2019 yaitu mencapai Rp 12.000,00. Umumnya jumlah penawaran dan permintaan cabai menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi harga cabai. Jika penawaran cabai lebih sedikit dari permintaan maka harga meningkat, sebaliknya ketika penawaran lebih besar dari permintaan maka harga menjadi rendah (harga cabai elastis terhadap penawaran) (Pratiwi & Rosyid, 2020).



Sumber : Sistem Informasi Harga dan Produksi Komoditi Provinsi Jawa Tengah, 2019

Gambar 3. Perkembangan Harga Cabai Merah Besar Keriting

Dalam beberapa tahun terakhir, kebutuhan komoditas cabai sering mengakibatkan ketidakseimbangan antara produksi tanaman dan jumlah kebutuhan. Hal tersebut mempengaruhi permintaan yang tinggi pada periode tertentu tetapi produksi hasil panen petani tidak dapat mencukupi, maka ini akan berdampak pada perubahan harga pasar, sedangkan pada waktu tertentu jumlah produksi tanaman melebihi harga pasar (Abinowi & Sumitra, 2018). Harga bahan pangan pokok khususnya cabai dapat menjadi trending topik di pasaran dan mempengaruhi beberapa produk lain. Prediksi fluktuasi harga cabai memang penting bagi petani, konsumen, bahkan pemerintah. Fluktuasi harga cabai dapat menimbulkan keresahan semua orang dan mengancam stabilitas pemerintahan. Harga pangan pokok cabai yang stabil membawa berbagai manfaat bagi negara berkembang, misalnya dapat membuat petani dan konsumen miskin meningkatkan taraf hidup ekonominya dan terhindar dari jeratan kemiskinan (Asnhari dkk, 2019). Perubahan harga cabai membuat peneliti ingin melakukan peramalan harga cabai merah besar keriting di masa mendatang untuk mengantisipasi keresahan masyarakat akan kebutuhan dan resiko pasar.

Naik turunnya harga cabai dipengaruhi oleh faktor eksternal salah satunya kondisi alam. Pergantian musim kemarau dan tiba-tiba hujan menyebabkan tanaman cabai sulit matang dan berwarna merah. Tentu saja hal ini akan membuat petani gagal panen dan pasokan cabai jadi menipis. Jika musim hujan tiba, curah hujan yang tinggi juga akan membuat petani gagal panen sehingga pasokan cabai menurun. Naik turunnya harga cabai tidak hanya dipengaruhi oleh kondisi alam, tetapi hari perayaan keagamaan juga dapat mempengaruhi peningkatan harga cabai di suatu daerah.

Pada bulan November tahun 2019, harga cabai di Kota Magelang sangat murah. Dinas Perindustrian dan Perdagangan Kota Magelang dalam Magelang Ekspres, (2019) menyatakan bahwa penurunan harga cabai memang sudah terpantau dari minggu sebelumnya. Para pedagang mengatakan bahwa penurunan harga cabai ini terjadi karena stok cabai yang melimpah. Penurunan harga cabai ini juga diikuti dengan lemahnya permintaan terhadap cabai sebab para konsumen sudah membeli stok cabai dalam jumlah yang banyak sehingga saat ini belum ingin membeli lagi.

Pada awal tahun 2020, Dinas perindustrian dan perdagangan kota magelang dalam Jogja Tribun News, (2020) menilai bahwa meskipun harga cabai meningkat, daya beli masyarakat masih tetap tinggi. Kenaikan harga yang terjadi dimulai sejak sebelum natal. Sudah terpantau harga cabai per kilo adalah sekitar 40 ribuan, kemudian agak menurun dan karena adanya tahun baru harga cabai mulai meningkat lagi. Harga cabai yang meningkat ini juga disebabkan oleh curah hujan yang tinggi sehingga petani cabai gagal panen dan pasokan menjadi berkurang. Hal ini juga sesuai dengan penelitian yang dilakukan oleh Yuliati & Hutajulu, (2020) bahwa pada musim hujan, petani cenderung memilih tanaman yang tidak berisiko karena tanaman cabai saat musim hujan mudah terserang hama dan jamur sehingga hasil panen cabai menurun.

Berdasarkan hasil peramalan di atas, diperoleh model ARIMA terbaik. Hasil peramalan harga cabai merah besar keriting dari model ARIMA (1,1,3) pada bulan Mei 2020 sampai bulan Februari 2021 di Kota Magelang yaitu Rp 27.778,47; Rp 27.759,98; Rp 27.741,49; Rp 27.723,01; Rp 27.704,51; Rp

27.686,02; Rp 27.667,53; Rp 27.649,04; Rp 27.630,55; dan Rp 27.612,06. Peramalan harga cabai cenderung menurun. Peramalan harga dilakukan dengan melihat kejadian yang terjadi sebelumnya. Dengan begitu, harga cabai yang mulai menurun di tahun 2020 diprediksi terjadi karena kelebihan pasokan sebab sentra cabai di Kota Magelang sudah memasuki masa panen sehingga persediaan cabai melimpah. Pada saat harga cabai menurun sebaiknya konsumen membeli cabai dalam porsi yang cukup. Meskipun pembelian dalam porsi banyak dapat digunakan untuk berjaga-jaga apabila harga meningkat lagi, namun hal ini dapat menyebabkan penurunan permintaan terhadap cabai.

## 4. PENUTUP

### 4.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian mengenai peramalan harga cabai merah besar keriting di Kota Magelang dapat disimpulkan bahwa diramalkan akan mengalami penurunan. Hal ini terjadi karena adanya kelebihan persediaan dan mulai memasuki masa panen sehingga persediaan cabai melimpah. Meskipun terdapat faktor eksternal lainnya yang menjadikan naik turunnya harga cabai merah besar keriting salah satunya kondisi alam. Selain itu, perayaan keagamaan juga dapat mempengaruhi peningkatan harga cabai di suatu daerah.

### 4.2 Saran

Dalam penelitian ini tentu saja masih terdapat banyak kekurangan. Untuk itu penulis memberikan saran kepada pembaca dan peneliti agar penelitian selanjutnya dapat lebih baik. Untuk penelitian selanjutnya, penulis berharap apabila ada yang ingin melakukan penelitian dengan menggunakan metode peramalan, maka dapat menggunakan data yang lebih lengkap yaitu dengan menggunakan data harian atau data mingguan karena dengan banyaknya data yang digunakan maka hasil peramalan menjadi lebih akurat. Apabila ada peneliti yang ingin mengambil tema sama dalam penelitiannya yaitu mengenai peramalan harga pangan atau komoditas disarankan untuk melakukan perbandingan dengan metode peramalan lain yang menggunakan data *time series* berdasarkan data harian atau mingguan agar hasilnya lebih akurat dan peneliti juga dapat menggabungkan metode peramalan ARIMA dengan metode peramalan yang lain.

## 5. DAFTAR PUSTAKA

### Jurnal :

- Abinowi, E., & Sumitra, I. D. (2018). Forecasting Chilli Requirement with ARIMA Method. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, 407, 1–6. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/407/1/012156>
- Asnhari, S. F., Gunawan, P. H., & Rusmawati, Y. (2019). Predicting Staple Food Materials Price Using Multivariables Factors (Regression and Fourier Models with ARIMA). *2019 7th International Conference on Information and Communication Technology, ICoICT*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICoICT.2019.8835193>
- Hadiansyah, F. N. (2017). Prediksi Harga Cabai dengan Pemodelan Time Series ARIMA. *Ind. Journal On Computing*, 2(2010), 71–78. <https://doi.org/10.21108/indojc.2017.21.144>
- Perihatini, D. I., Lestari, I. F., & Primandari, A. H. (2018). Peramalan Harga Cabai Merah Besar Keriting Kabupaten Banyumas Menggunakan Metode Arima

- Box-Jenkins. *KNPMP*, 567–576.
- Pratiwi, L. F. L., & Rosyid, A. H. Al. (2020). Forecasting Of Chili Prices In The Special Region Of Yogyakarta, Indonesia Based On Harga Pangan Applications (Arima Approach). *Proceeding International Conference on Green Agro-Industry*, 4, 39–47.
- Rahmanta, & Maryunianta, Y. (2020). Pengaruh Harga Komoditi Pangan Terhadap Inflasi Di Kota Medan. *Agrica (Jurnal Agribisnis Sumatera Utara)*, 13(1), 35–44. <https://doi.org/10.31289/agrica.v13i1.3121>
- Setyawan, E., Subantoro, R., & Prabowo, R. (2016). Analisis Peramalan (Forecasting) Produksi Karet (*Hevea Brasiliensis*) di PT Perkebunan Nusantara IX Kebun Sukamangli Kabupaten Kendal. *Jurnal Ilmu-Ilmu Pertanian*, VOL. 12.(2), 11–19.
- 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>
- Sukiyono, K., Nabiu, M., Sumantri, B., & Novanda, R. R. (2018). Selecting an Accurate Cacao Price Forecasting Model. *IOP Conf. Series : Journal of Physics*, 1114, 1–7.
- Yuliati, R., & Hutajulu, D. M. (2020). Pengaruh Harga Komoditas Pangan Terhadap Inflasi di Kota Magelang. *Jurnal Wira Ekonomi Mikroskil : JWEM*, 10(2), 103–116
- Buku**
- Badan Pusat Statistik. (2015). Statistik Indonesia 2015. In *Badan Pusat Statistik*. Jakarta: Badan Pusat Statistik
- Widarjono, A. (2018). *Ekonometrika Pengantar dan Aplikasinya Disertai Panduan EViews* (Lima). Yogyakarta: UPP STIM YKPN.
- Website :**
- Badan Pusat Statistik Kota Magelang. (2020). Laju Inflasi per Bulan Menurut Kelompok Pengeluaran di Kota Magelang (2012=100), 2015-2019. Retrieved September 5, 2021, from Badan Pusat Statistik Kota Magelang website: <https://magelangkota.bps.go.id/statictable/2018/01/26/304/laju-inflasi-per-bulan-menurut-kelompok-pengeluaran-di-kota-magelang-2012-100-2015-2019.html>
- Gujarati, D. N. (2015). *Dasar-Dasar Ekonometrika*. Jakarta: Salemba Empat
- SiHati. (2020). Perkembangan Harga Cabai Merah Besar Keriting. Retrieved May 12, 2020, from Sistem Informasi Harga dan Produksi Komoditi Provinsi Jawa Tengah website: <https://hargajateng.org/>.
- Jogja Tribun News. (2020). Disperindag Sebut Kenaikan Harga Cabai di Kota Magelang Tak Terlalu Berpengaruh. *Jogja Tribun News*. Retrieved from <https://jogja.tribunnews.com/2020/01/12/disperindag-sebut-kenaikan-harga-cabai-di-kota-magelang-tak-terlalu-berpengaruh>
- Lestari, N., & Wahyuningsih, N. (2012). Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA ( Studi kasus : Kusuma Agrowisata ). *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 1(1), 29–33.
- Magelang Ekspres. (2019). Harga Cabai di Pasar Kota Magelang Anjlok, Permintaan Justru Lesu. *Magelang Ekspres*. Retrieved from <https://magelangekspres.com/harga-cabai-di-pasar-kota-magelang-anjlok-permintaan-justru-lesu/>