

ANALISIS VOLATILITAS HARGA KOMODITAS HORTIKULTURA STRATEGIS DI PROVINSI BENGKULU

Hariz Eko Wibowo¹, Ridha Rizki Novanda²

^{1,2}) Dosen Sosial Ekonomi Pertanian Universitas Bengkulu, Indonesia
Email: hariz.ekowibowo@unib.ac.id

Abstract

Economic growth was caused by unstable inflation which made it difficult for the public to carry out production, consumption and investment. Therefore, the purpose of this study is to analyze the level of volatility of strategic horticultural commodity prices in the Bengkulu Province which has an impact on inflation. The data used is monthly time series data for horticultural strategy commodity prices in Bengkulu Province from July 2017 to December 2022. The horticultural strategy commodities studied were shallots, red chilies and cayenne pepper. The data used is secondary data sourced from the National Strategic Food Price Information Center. Price volatility analysis uses a time series model with the help of R studio software. Forecast results using the ARIMA model for shallot prices, red chili prices, and cayenne pepper prices show relatively stable prices. The highest level of price volatility among horticultural commodity strategies in Bengkulu Province is red chili, followed by cayenne pepper, and then shallots. The volatility of the shallot price is 14.33%. Red chili price volatility is 20.83%. The price volatility of cayenne pepper is 18.66%. This shows that the volatility levels of shallot prices, red chili prices, and cayenne pepper prices are still under control and this is reinforced by the results that the model does not have an ARCH effect. Several anomalies such as prices that rose significantly in June 2022 were due to a decline in commodities due to farmers reducing the number of plants in line with high fertilizer prices, especially in Rejang Lebong Regency. This is also the impact of the post-pandemic.

Keywords: *ARCH, GARCH, Inflation, Volatility*

Abstrak

Pertumbuhan ekonomi disebabkan oleh inflasi yang tidak stabil dan menyulitkan masyarakat dalam melakukan produksi, konsumsi serta investasi. Oleh karena itu penelitian ini perlu dilakukan untuk menganalisis tingkat volatilitas harga komoditas hortikultura strategis di provinsi Bengkulu yang berdampak terhadap inflasi. Data yang digunakan adalah data time series bulanan harga komoditas hortikultura strategis di Provinsi Bengkulu dari Juli 2017 sampai Desember 2022. Komoditas hortikultura strategis yang diteliti adalah bawang merah, cabai merah, dan cabai rawit. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang bersumber dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategi Nasional. Analisis volatilitas harga menggunakan model time series dengan bantuan software R studio. Hasil forecast data menggunakan model ARIMA harga bawang merah, harga cabai merah, dan harga cabai rawit menunjukkan harga yang relative stabil. Tingkat volatilitas harga tertinggi diantara komoditas hortikultura strategis di Provinsi Bengkulu adalah cabai merah, diikuti cabai rawit, dan selanjutnya bawang merah. Volatilitas harga bawang merah adalah 14,33%. Volatilitas harga cabai merah adalah 20,83%. Volatilitas harga cabai rawit adalah 18,66%. Hal ini menunjukkan tingkat volatilitas harga bawang merah, harga cabai merah, dan harga cabai rawit masih tergolong terkendali dan hal ini diperkuat dengan hasil bahwa model tidak memiliki efek ARCH. Beberapa anomali seperti harga yang naik secara signifikan di bulan Juni 2022 dikarenakan pasokan komoditas yang menurun akibat petani mengurangi jumlah tanaman seiring dengan tingginya harga pupuk khususnya di kabupaten Rejang Lebong. Hal ini juga merupakan dampak dari pasca pandemik.

Kata Kunci: ARCH, GARCH, Inflasi, Volatilitas

PENDAHULUAN

Inflasi dicirikan dengan meningkatkannya harga barang atau jasa secara agregat dan peningkatannya terus menerus dalam jangka waktu tertentu. Kondisi tersebut diartikan sebagai kenaikan harga agregat karena diikuti oleh peningkatan harga lebih dari satu atau dua barang dan mengakibatkan kenaikan harga barang atau jasa secara umum. Dalam mengukur perubahan inflasi, nilai indeks harga konsumen (IHK) memiliki pengaruh tinggi dalam menganalisis inflasi dimana terdapat 7 kelompok barang atau jasa penyebab inflasi yaitu bahan pangan, pendidikan, serta transportasi, minuman, komunikasi makanan jadi, kesehatan, tembakau, perumahan, sandang, dan olahraga. Bahan pangan pertanian menjadi perhatian lebih karena sangat berpengaruh terhadap pola pengeluaran terbesar dari masyarakat.

Di Indonesia terdapat beberapa komoditas bahan pangan pertanian yang berkontribusi besar terhadap tingkat inflasi. Komoditas tersebut yaitu beras, minyak goreng, tepung terigu, jagung, kedelai, bawang merah, cabai merah, cabai rawit, gula pasir, bawang merah, cabai, telur, daging, dan susu (Sumaryanto, 2009). Diantara komoditas tersebut, cabai merah, cabai rawit, merupakan kelompok hortikultura dengan kondisi fluktuasi harga paling berdampak. Komoditas penyebab inflasi tersebut berpengaruh terhadap kenaikan komoditas pangan lainnya dimana komoditas

pangan hasil pertanian sangat sensitif terhadap ketidakpastian ekonomi dan perubahan (Joëts et al. 2017). Sehingga kenaikan harga cabai mempengaruhi inflasi pada periode waktu tertentu secara signifikan (Pusdatin, 2016) menurut Sukiyono & Jannah (2016), kenaikan harga cabai memberikan kontribusi tinggi terhadap inflasi.

Badan Pusat Statistik (2022) menyatakan bahwa inflasi terjadi sebesar 0,61% (mtm) pada bulan juni 2022. Kondisi ini merupakan dampak dari volatile food komoditas hortikultura. Dijabarkan juga bahwa inflasi meningkat dari bulan sebelumnya yaitu sebesar 0,40% (mtm) yang dihitung dari indeks Harga Konsumen (IHK). Berdasarkan data keseluruhan tahun 2022, inflasi pada bulan juni sebesar 4,35% (yoy) yang lebih tinggi dari bulan sebelumnya.

Kontribusi kenaikan harga juga berdampak di regional dimana terjadi peningkatan inflasi pada provinsi di Indonesia khususnya provinsi Bengkulu. Inflasi Provinsi Bengkulu akhir tahun 2022 sebesar 5,51% (yoy). Khusus untuk kota Bengkulu inflasi akhir tahun 2022 sebesar 5,92% (yoy). Apabila dibandingkan dengan inflasi Indonesia sebesar 5,51% (yoy), hal ini dapat diartikan bahwa inflasi di Provinsi Bengkulu masuk dalam kategori tinggi.

Mankiw (2007), permasalahan yang selalu dikaitkan masyarakat sebagai akibat dari inflasi yaitu politik, gejolak ekonomi dan sosial yang

terjadi di luar negeri serta dalam negeri. Kondisi ini akan sangat berpengaruh dengan kesejahteraan masyarakat dengan harapan inflasi yang rendah dan stabil. Hal tersebut menjadi syarat pertumbuhan ekonomi yang berkesinambungan. Pengendalian inflasi penting untuk dilakukan dengan mempertimbangkan bahwa inflasi yang tinggi berkontribusi negatif terhadap kesejahteraan masyarakat. Dampak yang akan terjadi yaitu pendapatan riil masyarakat akan turun, standar hidup mengalami penurunan, serta bertambahnya orang miskin. Selain itu kondisi angka inflasi yang naik turun (tidak stabil) akan menyebabkan ketidakpastian bagi pemerintah untuk mengambil kebijakan. Pelaku ekonomi juga akan kesulitan untuk menentukan angka produksi, investasi, hingga konsumsi yang nantinya akan menurunkan pertumbuhan ekonomi khususnya komoditas hortikultura hortikultura strategis yang berdampak terhadap inflasi.

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data time series bulanan harga harga komoditas hortikultura strategis di Provinsi Bengkulu dari Juli 2017 sampai Desember 2022. Komoditas hortikultura strategis yang diteliti adalah bawang merah, cabai merah, dan cabai rawit. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang bersumber dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategi Nasional. Analisis volatilitas harga menggunakan model time series dengan bantuan software R studio.

Langkah-langkah analisis volatilitas yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Uji Stasioneritas

Tahap pertama yang dilakukan pada penelitian ini adalah pengecekan stasioneritas dari data time series harga komoditas bawang merah, cabai merah, dan cabai rawit di Provinsi Bengkulu. Uji stasioner dilakukan untuk uji mendasar dalam perilaku data. Terdapat dua perilaku dari data time series yang diuji stasioneritasnya, yaitu stasioner pada rata-rata dan stasioner pada keragaman data. Apabila data tidak stasioner pada rata-rata, maka diperlukan proses *differencing* pada data. Kondisi data tidak masuk dalam kategori stasioner memerlukan transformasi terlebih agar keragaman data dapat diketahui dengan uji Augmented Dickey Fuller (Pamungkas & Wibowo, 2018; Rabbani, 2021).

2. Pembuatan Model ARIMA

Data yang sudah stasioner untuk membuat model peramalan. Model yang digunakan adalah model ARIMA. Data tersebut dibuat untuk menentukan orde AR (p) dan orde MA (q) yang diambil dari model ARIMA tentative (p,d,q) dan selanjutnya ditentukan berdasarkan orde d . Penetapan ordo tersebut dilakukan melalui pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) yang telah dianalisis menggunakan software (Makridakis et al. 1999).

Bentuk umum dari model *ARIMA* (p, d, q)
$$\phi p(B)(1-B)^d X_t = \theta q(B) \epsilon_t, \epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

dengan X_t merupakan variabel data waktu

ke- t , ϕp merupakan operator AR dengan $\phi p (B)$
 $= 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$, θq merupakan operator
MA dengan $\theta q = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$, $\theta_0 = \mu(1 -$
 $\phi p - \dots - \phi_p)$ dan e_t merupakan nilai residual
pada saat t . Pembentukan model ARIMA(p,d,q)
dibagi kedalam tiga kelompok, yaitu:

i. Model AR(p)

Model AR(p) adalah model ARIMA dengan
nilai $d = q = 0$, sehingga persamaan (3) dapat
ditulis $X_t = \delta + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots +$
 $\phi_p X_{t-p} + e_t$, $e_t \sim N(0, \sigma^2)$, (1) dengan $\delta =$
 $\mu(1 - \mu)$, μ merupakan nilai konstan.

ii. Model MA(q)

Model MA(q) adalah model ARIMA dengan
nilai $p = d = 0$, sehingga persamaan (3) dapat
ditulis $X_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q}$,
 $e_t \sim N(0, \sigma^2)$, (2)

iii. Model ARIMA Campuran

Model ARMA (p, q) adalah model ARIMA
dengan nilai $d = 0$, dengan mensubstitusikan
persamaan (1) dan (2), sehingga persamaan
(3) dapat ditulis dalam bentuk $X_t = \mu +$
 $\phi_1 X_{t-p} + e_t - \theta_q e_{t-q}$, $e_t \sim N(0, \sigma^2)$

3. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan
menentukan kriteria residu prioritas
berdasarkan parameter yang di estimasi.
Parameter yang diobservasi harus emenuhi
kriteria dalam residual peramalan acak dan
tahapannya akan dilakukan pemilihan model
ARIMA terbaik berdasarkan nilai Akaike
Information Criteria (AIC) dan Schwatz Criterion
(SC) yang terkecil.

4. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan
melakukan uji asumsi. Jika model tidak
memenuhi asumsi, maka kembali ke tahap
permodelan untuk mendapatkan model yang
lebih baik. Langkah yang dilakukan adalah
dengan menganalisis residual sebagai berikut.

a. Kenormalan Residual

Uji yang digunakan untuk mengukur
apakah residual menyebar normal adalah
dengan memplotkan data residual pada Q-
Q plot. Apabila residualnya membentuk
garis lurus, maka dapat disimpulkan bahwa
model sudah menyebar normal. Uji
normalitas juga dapat menggunakan uji
statistic Kolmogorov-Smirnov. Residual
dikatakan terdistribusi normal jika p-value
lebih dari alpha (5%) (Pamungkas &
Wibowo, 2018)

b. Kebebasan Residual

Kebebasan residual diukur menggunakan
uji statistik L-Jung Box yang dapat
memeriksa koefisien autokorelasi kuadrat
residual. Jika nilai Q lebih besar dari nilai X^2
(α) dengan derajat bebas k-p-q atau jika p-
value lebih kecil dari taraf nyata 5% maka
model tidak memiliki kebebasan residual
atau tidak layak (Dahoklory, et.al. 2016)

Model ARIMA terbaik adalah model yang
memenuhi kriteria residual peramalan acak,
parsimonius, parameter yang diestimasi
berbeda nyata dengan nol, kondisi invertibilitas
dan stasioneritas terpenuhi, proses iterasi
convergence, dan MSE kecil. Pada tahapan ini

akan dilakukan pemilihan model ARIMA terbaik berdasarkan nilai Akaike Information Criteria (AIC) dan *Schwartz Criterion* (SC) yang terkecil.

5. Identifikasi Efek Arch dan Pembuatan Model ARCH GARCH

a. Pengecekan Efek ARCH
pentingnya melakukan efek ARCH dan dilakukan melalui dilakukan uji Lagrange Multiplier (ARCH-LM test) (Nugrahapsari & Arsanti 2018).

b. Penentuan model ARCH GARCH
Penentuan model ARCH GARCH didasari dari simulasi beberapa model terbaik dari ARIMA dilanjutkan dengan pendugaaan parameter model hingga pemilihan model terbaik. Dengan kriteria dibawah ini:

1) Akaike Information Criterion (AIC)
 $AIC = \ln(MSE) + 2(K/N) \dots\dots\dots (4)$

2) Schwartz Criterion (SC)
 $SC = \ln(MSE) + [K(\log N)]/N \dots\dots\dots (5)$

Keterangan:

MSE = Mean Squared Error

K = Jumlah parameter yang diestimasi

N = Jumlah observasi

6. Perhitungan Nilai Volatilitas

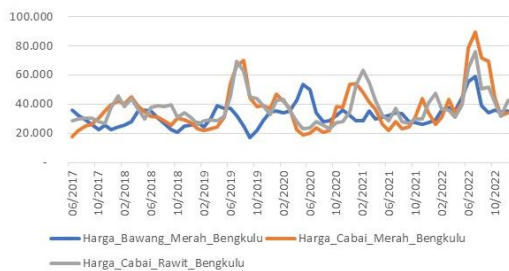
Model terbaik akan digunakan untuk mengestimasi nilai volatilitas harga komoditas bawang merah, cabai merah, dan cabai rawit di Provinsi Bengkulu. Volatilitas diukur menggunakan nilai standar deviasi yang merupakan akar kuadrat dari ragam model yang diestimasi. Nilai volatilitas yang semakin tinggi menunjukkan kemungkinan harga berfluktuasi makin besar.

HASIL PEMBAHASAN

Langkah awal pada penelitian adalah memastikan data sudah bertipe data time series lalu dilakukan plot untuk melihat trend dari data time series. Hal ini terlihat pada gambar 1. Harga bawang merah selama periode Juni 20017 – Desember 2022 mengalami fluktuasi. Harga tertinggi dari bawang merah terjadi di Juni 2022 yaitu sebesar Rp 59.000,00/Kg. Hal ini juga terjadi pada komoditas cabai merah dan cabai rawit. Harga tertinggi komoditas cabai merah di Juni 2022 mencapai Rp 89.500,00/Kg. Harga tertinggi komoditas cabai rawit di Juni 2022 mencapai Rp 76.350,00/Kg. Rendahnya pasokan karena petani mengurangi jumlah tanaman seiring dengan tingginya harga pupuk khususnya di kabupaten Rejang Lebong.

Selanjutnya dilakukan uji stasioner pada data harga bawang merah, cabai merah, dan cabai rawit di Provinsi Bengkulu. Uji stasioner menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller Test* dan data dikatakan stasioner apabila $p\text{-value} < \alpha$. Hasil uji stasioner menggunakan *Augmented Dickey-Fuller Test* adalah data harga bawang merah dan harga harga cabai merah sudah stasioner pada $p\text{-value} = 0,024$ dan $p\text{-value} = 0,034$ pada $\alpha = 5\%$. Data harga cabai rawit pada $\alpha = 5\%$ tidak menunjukkan data sudah stasioner karena pada uji *Augmented Dickey-Fuller Test* menunjukkan $p\text{-value} = 0,249$. Oleh karena itu data harga cabai rawit perlu dilakukan differencing sebanyak 1 kali. Data harga cabai rawit yang telah dilakukan *differencing* dilakukan uji

stasioner ulang dan hasilnya data sudah stasioner dengan p-value = 0,01.



Gambar 1 . Grafik Harga Komoditas Hortikultura Strategis

Nilai *Schwartz Criterion* (SC) diwakili oleh *Schwartz Bayesian Criterion* (BIC). Berdasarkan hasil iterasi diberikan rekomendasi model terbaik untuk harga bawang merah, harga cabai merah dan harga cabai rawit berturut-turut adalah ARIMA (0,1,3), ARIMA (2,0,0), dan ARIMA (0,1,3) dengan kriteria AIC dan BIC seperti pada tabel 1.

Tabel 1. Rekomendasi Model ARIMA

Harga Komoditas	Model ARIMA	AIC	BIC
Bawang Merah	ARIMA (0,1,3)	1.307,35	1.316,11
Cabai Merah	ARIMA (2,0,0)	1.410,13	1.418,95
Cabai Rawit	ARIMA (0,1,3)	1.376,17	1.384,93

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membuat beberapa model ARIMA. Semakin kecil nilai AIC dan BIC maka tingkat prediksi model ARIMA semakin baik. Model ARIMA yang akan dibentuk menggunakan data harga bawang merah, cabai merah, dan cabai rawit. List model ARIMA yang terbentuk dapat dilihat pada tabel 2, 3, dan 4. Model ARIMA harga bawang merah yang direkomendasikan berdasarkan iterasi beberapa skenario adalah ARIMA (0,1,3). Hal

ini menunjukkan perlunya dilakukan *differencing* pada data harga bawang merah. Hal berbeda terlihat pada tabel 2.

Pada tabel 2 terlihat bahwa model ARIMA yang terbentuk dari data harga bawang merah yang sudah dilakukan *differencing* dengan nilai AIC terkecil adalah model ARIMA (1,1,4) yaitu 1306,91 meskipun nilai BIC tidak yang paling kecil yaitu sebesar 1320,05. Cara lain untuk memilih model terbaik adalah dengan pendekatan grafik ACF dan PACF pada data harga bawang merah. Berdasarkan grafik ACF pada gambar 3 terlihat bahwa lag yang melewati batas terjadi pada lag 4. Berdasarkan grafik PACF pada gambar 4 terlihat lag yang melewati batas terjadi pada lag 2. Oleh karena itu orde pada p bisa 1 atau 2. Pendekatan grafik ACF dan PACF sejalan dengan model ARIMA pada tabel 3 sehingga model ARIMA terbaik pada data harga bawang merah adalah model ARIMA (1,1,4).

Tabel 2. List Model ARIMA Harga Bawang Merah

Model ARIMA	AIC	BIC
ARIMA (0,0,3)	1.324,83	1.335,85
ARIMA (0,1,1)	1.316,15	1.320,53
ARIMA (0,1,2)	1.317,43	1.323,99
ARIMA (0,1,3)	1.307,35	1.316,11
ARIMA (1,1,1)	1.318,01	1.324,58
ARIMA (1,1,2)	1.309,20	1.317,96
ARIMA (1,1,3)	1.307,96	1.318,91
ARIMA (1,1,4)	1.306,91	1.320,05

Tabel 3. List Model ARIMA Harga Cabai Merah

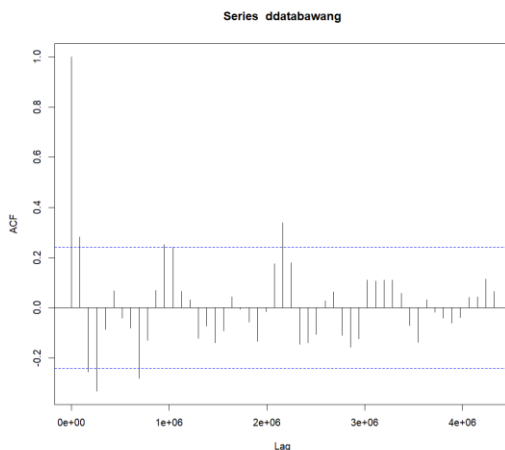
Model ARIMA	AIC	BIC
ARIMA (0,0,1)	1.430,19	1.436,81
ARIMA (0,0,2)	1.416,08	1.424,90
ARIMA (0,0,3)	1.414,65	1.425,67
ARIMA (1,0,0)	1.419,39	1.426,00
ARIMA (2,0,0)	1.410,13	1.418,95
ARIMA (1,0,1)	1.411,07	1.419,89

ARIMA (2,0,1)	1.412,10	1.423,12
ARIMA (3,0,1)	1.411,91	1.425,14

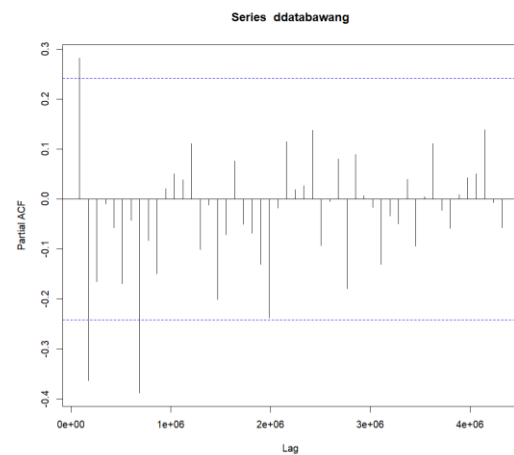
Tabel 4. List Model ARIMA Harga Cabai Rawit

Model ARIMA	AIC	BIC
ARIMA (0,1,1)	1.388,36	1.394,93
ARIMA (0,1,2)	1.382,75	1.391,51
ARIMA (0,1,3)	1.376,32	1.387,27
ARIMA (1,1,1)	1.386,46	1.395,21
ARIMA (1,1,2)	1.374,78	1.385,73
ARIMA (1,1,3)	1.376,77	1.389,91
ARIMA (2,1,1)	1.386,64	1.397,59
ARIMA (0,1,1)	1.388,36	1.394,93
ARIMA (2,1,2)	1376,77	1.389,91

Model ARIMA harga cabai merah yang direkomendasikan berdasarkan iterasi beberapa skenario adalah ARIMA (2,0,0). Hal yang sama juga diperlihatkan pada tabel 3. Pada tabel 3 terlihat bahwa model ARIMA yang terbentuk dari data harga cabai merah memiliki nilai AIC dan BIC relatif lebih rendah dibandingkan model lain dengan nilai AIC = 1.410,13 dan nilai BIC = 1.418,95.



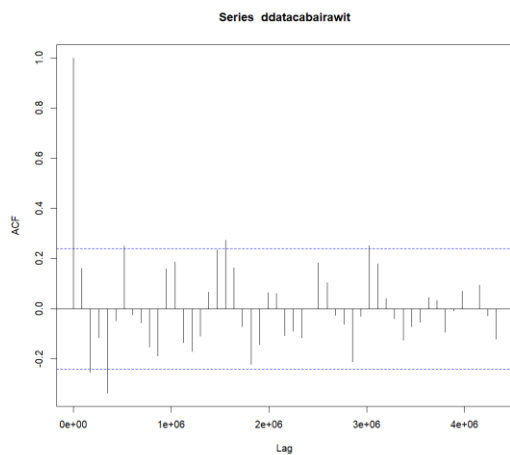
Gambar 2 . Grafik ACF Data Harga Bawang Merah Satu Kali Differencing



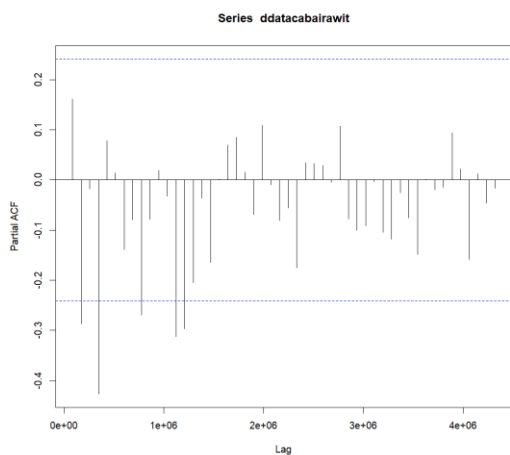
Gambar 3 . Grafik PACF Data Harga Bawang Merah Satu Kali Differencing

Model ARIMA harga cabai rawit yang direkomendasikan berdasarkan iterasi beberapa skenario adalah ARIMA (0,1,3). Hal ini berbeda dengan hasil yang terdapat pada tabel 4. Pada tabel 4 terlihat bahwa model ARIMA terbaik yang terbentuk dari data harga cabai rawit adalah model ARIMA (1,1,2) yang memiliki nilai AIC dan BIC relatif lebih rendah dibandingkan model lain dengan nilai AIC = 1.374,78 dan nilai BIC = 1.385,73.

Berdasarkan grafik ACF pada gambar 4 terlihat bahwa lag yang melewati batas terjadi pada lag 1. Berdasarkan grafik PACF pada gambar 5 terlihat lag yang melewati batas terjadi pada lag 2. Data harga cabai rawit yang dijadikan model ARIMA sebelumnya sudah dilakukan *differencing* dikarenakan tidak stasioner. Oleh karena itu model terbaik adalah model yang sesuai dengan tabel 4 yaitu model ARIMA (1,1,2).



Gambar 4. Grafik ACF Data Harga Cabai Rawit Satu Kali Differencing

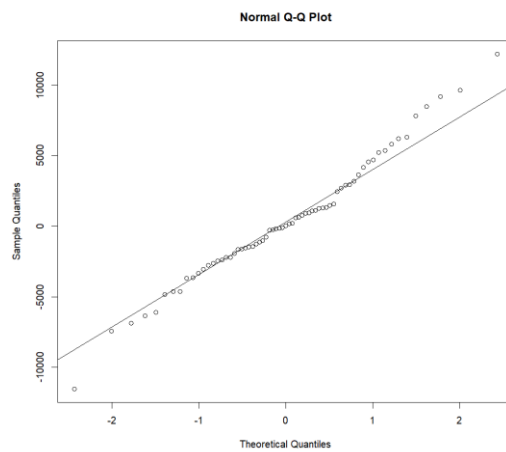


Gambar 5. Grafik PACF Data Harga Cabai Rawit Satu Kali Differencing

Berdasarkan hasil diatas model ARIMA terbaik untuk harga bawang merah, cabai merah, dan cabai rawit berturut-turut adalah ARIMA (1,1,4), ARIMA (2,0,0), dan ARIMA (1,1,2).

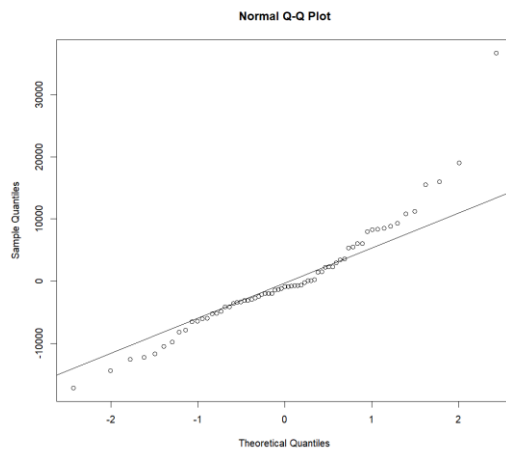
Langkah selanjutnya adalah evaluasi model atau uji kelayakan model. Uji kelayakan model yang dilakukan adalah dengan melakukan uji normalitas menggunakan grafik qqnorm atau Q-Q plot dan uji kebebasan residual atau white noise menggunakan Ljung-Box Test. Pada Q-Q plot

terlihat bahwa residual model ARIMA harga bawang merah, harga cabai merah, dan harga cabai rawit relatif membentuk garis lurus dan dapat dilihat pada gambar 5, 6, dan 7. Hal ini menunjukkan bahwa residual model sudah menyebar normal. Langkah selanjutnya adalah melakukan uji kebebasan residual menggunakan Ljung-Box Test.

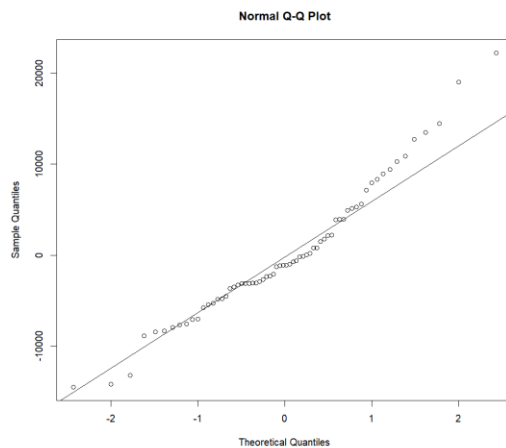


Gambar 6. Uji Normalitas Residual Dari Model ARIMA Harga Bawang Merah

Ljung-Box Test pada residual model ARIMA harga bawang merah, harga cabai merah, dan harga cabai rawit berturut-turut menghasilkan p-value = 0,95; 0,9671; 0,9867. Hal ini menunjukkan bahwa terima H_0 atau residual acak dan asumsi white noise terpenuhi pada model ARIMA harga bawang merah, harga cabai merah dan harga cabai rawit.



Gambar 7. Uji Normalitas Residual Dari Model ARIMA Harga Cabai Merah



Gambar 8. Uji Normalitas Residual Dari Model ARIMA Harga Cabai Rawit

Sebelum melakukan peramalan untuk menghitung volatilitas, perlu dilakukan pengecekan efek ARCH dengan dilakukan uji Lagrange Multiplier (ARCH-LM test). Apabila terdapat efek ARCH pada residual model maka perlu dilakukan permodelan menggunakan *ARCH GARCH*. Jika $p\text{-value} > \alpha$ maka dapat disimpulkan tidak terdapat efek ARCH. Hasil uji pada model ARIMA bawang merah, cabai merah, dan cabai rawit berturut-turut menunjukkan $p\text{-value}$ sebesar 0,078; 0,977; dan 0,65. Hal ini menunjukkan

bahwa residual pada model harga bawang merah ARIMA (1,1,4), residual pada model harga cabai merah ARIMA (2,0,0), dan residual pada model harga cabai rawit ARIMA (1,1,2) tidak memiliki efek ARCH sehingga tidak perlu dibentuk model *ARCH GARCH* dengan persamaan sebagai berikut :

1. Harga Bawang Merah (ARIMA (1,1,4))

$$BMERAH_t = -0,65915BMERAH_{t-1} + 0,90021e_{t-1} - 0,24930 e_{t-2} - 0,80976 e_{t-3} - 0,55993e_{t-4} + e_t$$

2. Harga Cabai Merah (ARIMA (2,0,0))

$$CMERAH_t = 36401,77594 + 1.09604 CMERAH_{t-1} - 0.39211CMerah_{t-2} + e_t$$

3. Harga Cabai Rawit (ARIMA (1,1,2))

$$CRAWIT_t = 161,92677 + 0,42126 CRAWIT_{t-1} - 0,37116 e_{t-1} - 0.62884 e_{t-2} + e_t$$

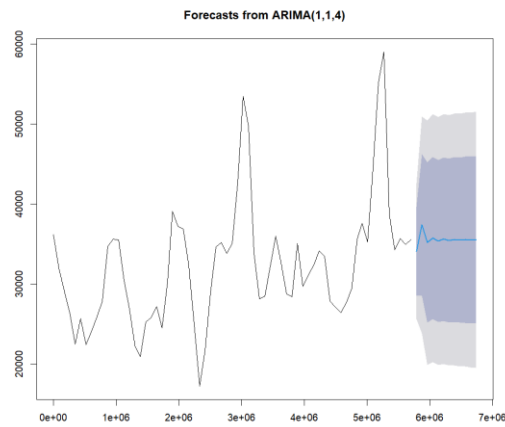
Hasil forecast data menggunakan model ARIMA harga bawang merah, harga cabai merah, dan harga cabai rawit menunjukkan harga yang relative stabil. Tingkat volatilitas harga tertinggi diantara komoditas hortikultura strategis di Provinsi Bengkulu adalah cabai merah, diikuti cabai rawit, dan selanjutnya bawang merah.

Volatilitas harga bawang merah adalah 14,33%. Volatilitas harga cabai merah adalah 20,83%. Volatilitas harga cabai rawit adalah 18,66%. Hal ini menunjukkan tingkat volatilitas harga bawang merah, harga cabai merah, dan harga cabai rawit masih tergolong terkendali. Penjabaran tersebut

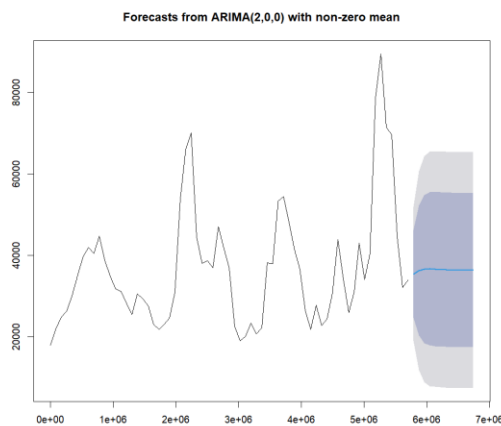
dijelaskan oleh Nurjati (2021) dimana harga di tingkat konsumen berbeda dengan harga di tingkat produsen yang tidak mengandung unsur volatilitas. Nurjati (2021) juga menyatakan bahwa volatilitas harga di tingkat konsumen nantinya akan semakin kecil dan berlangsung dalam waktu yang lama.

Hal ini diperkuat dengan hasil bahwa model tidak memiliki efek ARCH. Tidak adanya efek ARCH berarti data masih dianggap memiliki keragaman varian yang relative sama dan sejalan dengan tingkat volatilitas yang masih terkendali meskipun terjadi beberapa anomali seperti harga yang naik secara signifikan di bulan Juni 2022 dikarenakan pasokan komoditas yang menurun akibat petani mengurangi jumlah tanaman seiring dengan tingginya harga pupuk khususnya di Kabupaten Rejang Lebong. Hal ini juga merupakan dampak dari pasca pandemi. Sadiyah (2022) mengungkapkan bahwa dampak dari pandemik covid-19 adalah peningkatan harga komoditas pertanian yang bisa mencapai 50%. Irnawati dan Trisusanto (2019) menyatakan bahwa pemerintah dapat melakukan upaya-upaya dalam mengantisipasi fluktuasi harga dan mengupayakan kestabilan pasokan cabai merah sepanjang tahun. Pemerintah dapat mengimplementasikan kebijakan pengendalian harga mulai menginisiasi kebijakan harga dasar dan harga atap

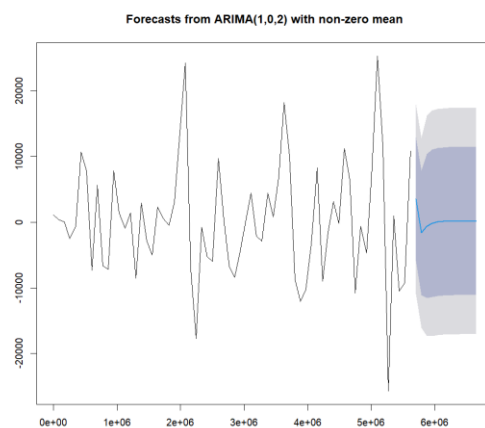
masing-masing bagi petani dan konsumen, (Windhy & Jamil 2021).



Gambar 9 . Forecast Model ARIMA (1,1,4) Harga Bawang Merah



Gambar 10. Forecast Model ARIMA (2,0,0) Harga Cabai Merah



Gambar 11 . Forecast Model ARIMA (1,1,2) Harga Cabai Rawit

KESIMPULAN

Hasil forecast data menggunakan model ARIMA harga bawang merah, harga cabai merah, dan harga cabai rawit menunjukkan harga yang relative stabil. Tingkat volatilitas harga tertinggi di antara komoditas hortikultura strategis di Provinsi Bengkulu adalah cabai merah, diikuti cabai rawit, dan selanjutnya bawang merah. Volatilitas harga bawang merah adalah 14,33%. Volatilitas harga cabai merah adalah 20,83%. Volatilitas harga cabai rawit adalah 18,66%. Hal ini menunjukkan tingkat volatilitas harga bawang merah, harga cabai merah, dan harga cabai rawit masih tergolong terkendali dan hal ini diperkuat dengan hasil bahwa model tidak memiliki efek ARCH. Tidak adanya efek ARCH berarti data masih dianggap memiliki keragaman varian yang relative sama dan sejalan dengan tingkat volatilitas yang masih terkendali meskipun terjadi beberapa anomali seperti harga yang naik secara signifikan di bulan Juni 2022 dikarenakan pasokan komoditas yang menurun akibat petani mengurangi jumlah tanaman seiring dengan tingginya harga pupuk khususnya di kabupaten Rejang Lebong. Hal ini juga merupakan dampak dari pasca pandemi. Dampak dari pandemik covid-19 adalah peningkatan harga komoditas pertanian yang bisa mencapai 50%.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dengan berbagai keterbatasan, maka peneliti memberikan saran bahwa model ARIMA sebaiknya digunakan untuk peramalan jangka pendek karena nilai akurasi prediksi hanya untuk

beberapa periode di depan. Salah satu metode lain yang dapat digunakan untuk peramalan jangka panjang seperti *Long Memory Model*.

DAFTAR KEPUSTAKAAN

- Dahoklory, D., Suryowati, K., Bekti, R.. D. 2016. Analisis Trend dan ARCH GARCH Untuk Meramalkan Jumlah Pasangan Usia Subur di Daerah Istimewa Yogyakarta. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*. Vol 1(1):11-22
- Engle R. 2001. The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *J Econ Perspect*. 15:157- 168.
- Hadiansyah, F. 2017. Prediksi Harga Cabai dengan Menggunakan pemodelan Time Series ARIMA. *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)*, 2(1), 71. <https://doi.org/10.21108/indojc.2017.2.1.144>
- Irnawati, & Trisusanto, T. (2019). Peramalan Harga Eceran Cabai Merah Dengan Permodelan Time Series ARIMA. *Jurnal Pilar Ketahanan Pangan*, 01(02 Desember 2019), 39–48.
- Joëts M, Mignon V, Razafindrabe T. 2017. Does the volatility of commodity prices reflect macro-economic uncertainty? *Energy Econ* [Internet]. [cited 2017 Oct 22]; 68:313-326. Available from: https://ac.els-cdn.com/S0140988317303201/1-s2.0-S0140988317303201-main.pdf?_tid=3b40b63a-b79d-11e7-8189-00000aab0f26&acdnat=1508727341_cc20

- ad3daaf296bd2a7d200bad535517doi:10.1016/j.eneco.2017.09.017.
- Makridakis, S. Wheelwright, S.C. dan McGee, V.E. 1999. Metode dan Aplikasi Peramalan, Edisi Kedua, Terjemahan dari Forecasting, Second Edition, oleh U. S. Andriyanto dan A. Basith. Jakarta: Penerbit Erlangga
- Mankiw, N., G. 2007. Makroekonomi. Surabaya: Erlangga.
- Nugrahapsari, R., A., & Arsanti, I., W. 2018. Analisis Volatilitas Harga Cabai Keriting di Indonesia Dengan Pendekatan ARCH GARCH. Jurnal Agro Ekonomi Vol. 36 No. 1, Mei 2018:1-13.
- Nurjati, E. 2021. Price Volatility of Red Chili Peppers In Central Java. Agrisiosionomics 5(2): 152-167.
- Pamungkas, M. B., & Wibowo, A. 2018. Aplikasi Metode ARIMA Box-Jenkins Untuk Meramalkan Kasus Dbd Di Provinsi Jawa Timur. The Indonesian Journal of Public Health, 13(2), 183. <https://doi.org/10.20473/ijph.v13i2.2018.183-196>
- [Pusdatin] Pusat Data dan Informasi Pertanian. 2016. Outlook komoditas pertanian sub sektor hortikultura: cabai merah. Jakarta (ID): Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian.
- Rabbani, M., I. 2021. Pemodelan Harga Komoditi Kopi Arabika Menggunakan Pendekatan Model ARIMA-GARCH Asimetris. Institut Pertanian Bogor.
- Sadiyah, F. 2021. Dampak Pandemi Covid-19 terhadap Pertumbuhan Ekonomi dan Perdagangan Komoditas Pertanian di Indonesia. Jurnal Ekonomi Pertanian Dan Agribisnis, 5(3), 950–961. <https://doi.org/10.21776/ub.jepa.2021.005.03.30>
- 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>
- Sumaryanto. 2009. Analisis volatilitas harga eceran beberapa komoditas pangan utama dengan model ARCH-GARCH. Jurnal Agroekonomi, Volume.27, No.2: 135-163. Oktober, ISSN (Online) 2541-1527
- Windhy, A., M., & Jamil, A., S. 2021. Peramalan Harga Cabai Merah Indonesia: Pendekatan ARIMA. Jurnal Agriekstensia Vol. 20. No.1