

Analisis Data Time Series Untuk Prediksi Harga Komoditas Pangan Menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average

Ester Ivo Sihombing*, Christian Dwi Suhendra, Lion Ferdinand Marini

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Papua, Manokwari, Indonesia

Email: ^{1,*}estong618@email.com, ²c.suhendra@unipa.ac.id, ³l.marini@unipa.ac.id

Email Penulis Korespondensi: estong618@email.com

Abstrak—Bawang dan cabai merupakan dua dari banyak komoditas pangan yang kerap digunakan oleh masyarakat Indonesia dalam kehidupan sehari-hari. Tingginya angka permintaan masyarakat dipasaran membuat terjadinya ketidakstabilan harga jual yang relatif naik turun atau tidak stabil. Hal ini dapat mengakibatkan para petani mengalami kerugian saat menjual hasil pertanian mereka. Oleh karena itu dilakukan peramalan untuk memprediksi harga bawang dan cabai di masa mendatang. Sehingga dapat menjadi informasi tentang perkiraan harga yang akan ditetapkan oleh petani untuk dijual kepada pedagang, yang diharapkan dapat mengatasi ketidakstabilan harga dipasar. Penelitian ini dilakukan untuk memperoleh model terbaik dari *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam meramalkan harga bawang dan cabai di Kabupaten Manokwari pada tahun 2024. Data pada penelitian ini bersumber dari *website* SP2KP (Sistem Pemantauan Pasar dan Kebutuhan Pokok) yang terdiri dari data harga bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit sejak bulan Januari 2016 sampai Desember 2023. Model ARIMA terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil yaitu model ARIMA (2,0,0) dengan nilai AIC 1341.784, model ARIMA (3,0,0) dengan nilai AIC 1278.688, dan model ARIMA (1,0,0) dengan nilai AIC 1466.834 berturut-turut untuk bawang merah, bawang putih dan cabai rawit dengan nilai masing-masing RMSE yaitu 7447.06, 3501.71, dan 13787.59. Dari model tersebut diperoleh prediksi harga ke tiga komoditas pada tahun 2024 dari bulan Januari sampai Desember yaitu bawang merah berkisar antara harga Rp 50.000/kg, bawang putih berkisar antara harga Rp 40.000/kg, dan cabai rawit berkisar antara harga Rp 50.000 – Rp 70.000/kg.

Kata Kunci: ARIMA; Peramalan; Bawang; Cabai; RMSE

Abstract—Onions and chilies are two of the many food commodities frequently used by Indonesian people in their daily lives. The high demand in the market leads to price instability, causing prices to fluctuate or remain unstable. This can result in farmers suffering losses when selling their agricultural products. Therefore, forecasting is conducted to predict future prices of onions and chilies. This can provide information on the estimated prices that farmers will set for sale to traders, which is expected to address market price instability. This research aims to obtain the best model from the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) for forecasting the prices of onions and chilies in Manokwari Regency in 2024. The data for this study is sourced from the SP2KP (Market and Basic Needs Monitoring System) website, consisting of price data for red onions, garlic, and bird's eye chilies from January 2016 to December 2023. The best ARIMA models based on the smallest AIC values are ARIMA (2,0,0) with an AIC of 1341.784, ARIMA (3,0,0) with an AIC of 1278.688, and ARIMA (1,0,0) with an AIC of 1466.834 for red onions, garlic, and bird's eye chilies respectively, with RMSE values of 7447.06, 3501.71, and 13787.59 respectively. From these models, the predicted prices of the three commodities in 2024 from January to December are as follows: red onions around Rp 50,000/kg, garlic around Rp 40,000/kg, and bird's eye chilies between Rp 50,000 and Rp 70,000/kg.

Keywords: ARIMA; Forecasting; Onion; Chili; RMSE

1. PENDAHULUAN

Indonesia termasuk negara agraris dengan mayoritas penduduknya bekerja di sektor pertanian. Sektor pertanian menjadi sektor penting dalam menunjang kebutuhan pangan di Indonesia. Pemenuhan kebutuhan pangan sehari-hari masyarakat tidak terlepas dari komoditas pertanian seperti bawang dan cabai. Pentingnya kebutuhan bawang dan cabai bagi masyarakat menyebabkan tingginya permintaan akan komoditas tersebut. Selain itu, kebutuhan yang tinggi juga menyebabkan komoditas ini mempunyai nilai ekonomi yang tinggi sehingga pengembangan komoditas ini memiliki prospek pasar yang sangat menarik.

Jumlah ketersediaan bawang dan cabai yang tidak sesuai dengan jumlah kebutuhan masyarakat di pasar mengakibatkan harga komoditas ini melonjak naik tinggi dan sering tidak stabil. Kesulitan dalam membuat keputusan mengenai harga kedua komoditas ini menyebabkan terjadinya ketidakstabilan pasar. Dalam upaya meminimalkan ketidakstabilan pasar yang terjadi karena harga jual tidak stabil, perlu dilakukan peramalan untuk melihat tren harga bawang dan cabai di masa mendatang.

Penelitian terhadap peramalan harga bawang dan cabai telah dilakukan sebelumnya dengan judul “Prediksi Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Lee”. Menurut hasil yang dilaporkan dalam jurnal tersebut, dalam peramalan harga cabai rawit merah menggunakan model fuzzy time series Lee, didapatkan hasil error yaitu MAE sebesar 4.469,04, RMSE sebesar 6.138,64, dan MAPE sebesar 13,09%. Hal ini mengindikasikan bahwa nilai MAPE termasuk dalam kategori baik, sementara peramalan harga cabai rawit hijau menunjukkan MAE sebesar 1.486,15, RMSE sebesar 2.211,06, dan MAPE sebesar 6,72%, yang secara klasifikasi termasuk sangat baik [1]. Penelitian lainnya yaitu mengenai prediksi harga bawang merah dengan judul “Perbandingan Performa Algoritma Linear Regresi dan *Random Forest* untuk Prediksi Harga Bawang Merah di Kota Samarinda. Prediksi Linear Regresi dan *Random Forest* pada penelitian ini menghasilkan nilai RMSE 53.74842694081432 dan RMSE 841.1322301347325 [2].

Peramalan harga bawang dan cabai dapat dilakukan dengan menggunakan *time series analysis* atau analisis deret waktu. Tujuan utama dari analisis ini adalah untuk memahami pola dan tren dalam data dari masa lalu untuk membuat

peramalan atau prediksi tentang masa depan. Ada berbagai model yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan dengan data deret waktu. Salah satu model yang biasa digunakan yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). ARIMA yang sering dikenal sebagai metode Box-Jenkins, adalah sebuah teknik yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins untuk menganalisis serta meramalkan data runtun waktu [3]. ARIMA adalah metode peramalan yang memiliki sifat fleksibel (mengikuti pola data) karena hanya memerlukan data historis untuk peramalannya [4].

Pada penelitian sebelumnya mengenai peramalan, metode ARIMA telah digunakan di antaranya “Penerapan Metode ARIMA dalam Peramalan Harga Produksi Karet di Provinsi Riau” dengan model ARIMA (1,1,2). Hasil ramalan menunjukkan harga produsen karet diprovinsi Riau selama tahun 2023 mencapai angka 7454,025 (Rp/Kg) dan terus naik hingga 7541,329 (Rp/Kg) [5]. Selanjutnya penelitian yang berjudul “Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia” hasil penelitian menunjukkan model ARIMA (0,2,1) sebagai model terbaik dalam meramalkan harga *close* saham PT. Telekomunikasi Indonesia dengan nilai MSE 3,070 [6]. Kemudian penelitian “Prediksi Jumlah Kasus Covid-19 Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) (STUDI KASUS KABUPATEN SIDOARJO)”. Dari hasil yang ditemukan, pada jumlah keseluruhan kasus pasien positif COVID-19, model ARIMA (2,2,1) menghasilkan MSE sebesar 1540,51. Sementara itu, pada jumlah keseluruhan kasus pasien sembuh dari COVID-19, model ARIMA (3,1,2) menghasilkan MSE sebesar 526,81 [7]. Penelitian berikutnya berjudul “Penerapan Metode Arima Untuk Prediksi Harga Komoditi Bawang Merah Di Kota Tegal” hasil yang diperoleh yaitu biaya pemanfaatan bawang merah dikota Tegal secara umum akan meningkat dari tahun 2017 - 2023. Kondisi ini disebabkan oleh meningkatnya minat terhadap bawang merah dikota Tegal khususnya dan di berbagai daerah secara keseluruhan yang tidak dapat diimbangi dengan produksi bawang merah [8]. Kemudian penelitian lainnya berupa [9] “Pendekatan Metode Autoregressive Integrated Moving Average Terhadap Perkiraan Harga Bawang Merah Di Kota Pangkalpinang”. Hasil penelitian ini mendapat model peramalan ARIMA (3,3,1) dan (3,3,3) dengan nilai masing-masing RMSE 7941,783 dan 6454,093.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa metode ARIMA terbukti berhasil digunakan untuk meramalkan harga di masa mendatang. Oleh sebab itu, pada penelitian kali ini metode ARIMA dipilih untuk memprediksi harga komoditas bawang merah, bawang putih dan cabai rawit di Kabupaten Manokwari pada tahun 2024. Perbedaan penelitian ini dari penelitian sebelumnya terletak pada fokus peramalan harga yang lebih spesifik pada harga komoditas pertanian di Kabupaten Manokwari menggunakan model ARIMA. Hasil prediksi dari penelitian ini nantinya dapat menjadi informasi tentang perkiraan pemberian harga yang akan ditetapkan oleh petani untuk memasarkan bawang dan cabai kepada para pedagang yang diharapkan dapat mengatasi ketidakstabilan harga jual dipasaran. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman python pada Jupyter Notebook untuk mencari model ARIMA paling baik dalam melakukan prediksi.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 ARIMA

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah analisis deret waktu (*time series*) [10]. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model yang digunakan untuk prediksi data yang bersifat *time series* [11]. Model ARIMA sepenuhnya mengabaikan variabel independen (bebas) dalam proses prediksi. Model ini menggunakan nilai-nilai masa lalu dan saat ini dari variabel dependen (terikat) untuk membuat prediksi jangka pendek. Namun, dalam jangka panjang, keakuratan prediksi menggunakan model ARIMA bisa jadi kurang optimal [10].

Model ARIMA adalah kombinasi dari model AR dan MA [12]. Model ARIMA ditulis dalam bentuk ARIMA (p, d, q), di mana p mewakili urutan Autoregressive (AR), q mewakili urutan Moving Average (MA), dan d merupakan urutan Differencing [13]. Notasi p mewakili urutan koefisien autokorelasi, sementara d menunjukkan urutan atau jumlah diferensiasi yang diterapkan (hanya relevan jika data tidak stasioner), dan q mengacu pada urutan dalam koefisien rata-rata bergerak [14].

2.2 Tahapan Penelitian

Dalam menerapkan ARIMA terdapat beberapa tahapan yang harus dilalui. Tahapan dari model prediksi ARIMA ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1 dapat dijelaskan sebagai berikut :

a. Pengumpulan Data

Data harga bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari *website* SP2KP (Sistem Pemantauan Pasar dan Kebutuhan Pokok) yang berada dibawah naungan Direktorat Barang

Kebutuhan Pokok dan Barang Penting Kementerian Perdagangan RI. Data harga ke-3 komoditas tersebut diambil dari tahun 2016-2023 per tiap bulan. Data bawang merah sebanyak 95 data bulanan, bawang putih sebanyak 92 data bulanan, dan cabai rawit sebanyak 95 data bulanan.

b. Uji Stasioneritas Data

ARIMA adalah model peramalan dengan menggunakan data stasioner [5]. Jika data tidak memiliki sifat stasioner, langkah yang harus dilakukan adalah melakukan perubahan untuk menghasilkan data yang stasioner, yaitu dengan melakukan proses *differencing* [14]. Untuk memastikan apakah data sudah stasioner dapat dilakukan tes *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk ke-3 komoditas. H_0 ditolak jika nilai *p-value* < 0,05 maka data sudah stasioner [13]. Persamaan uji stasioner ADF sebagai berikut :

$$t = \frac{\delta}{SE(\delta)}, \quad (1)$$

Dimana t merupakan test statistik ADF, δ skala AR, dan $SE(\delta)$ merupakan standar *error* dari δ [15].

c. Identifikasi Model

Alat yang digunakan untuk menemukan nilai q yaitu ACF (*autocorrelation function*) dan p adalah PACF (*partial autocorrelation function*). Nilai d merupakan banyaknya proses *differencing*. Jika data sudah stasioner maka tidak perlu dilakukan *differencing* sehingga nilai d diisi 0 [16]. Pada langkah ini, kita dapat menghitung jumlah lag residual (q) dan lag dependen (p) yang akan digunakan dalam model. Identifikasi ACF dan PACF dapat dilakukan dengan membuat plot data.

d. Estimasi Model ARIMA

Setelah model ARIMA diperoleh, maka langkah berikutnya yaitu mengestimasi parameter-parameter model. Dimana model ARIMA diestimasi agar cocok dengan data yang diamati dengan sebaik mungkin. Kemudian model dievaluasi untuk memastikan bahwa telah memenuhi standar kualitas. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik *Akaike Information Criterion* (AIC). Ini adalah metrik yang digunakan dalam statistika dan analisis data, terutama dalam konteks pemodelan statistik dan pemilihan model. Tujuannya adalah untuk membandingkan sejumlah model statistik yang berbeda dan menentukan model mana yang lebih baik dalam menggambarkan data yang diamati. Model yang memiliki nilai AIC terkecil dianggap sebagai model terbaik. Persamaan AIC sebagai berikut :

$$AIC: c_n(k) = 2 \left(\frac{k}{n} \right) - \frac{2 \ln(L)}{n}, \quad (2)$$

Dimana L merupakan fungsi *likelihood* dari model, k jumlah parameter model, dan n jumlah observasi dalam data [17].

Pada tahap ini dilakukan juga cek nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengukur seberapa baik model statistik atau prediksi numerik memprediksi nilai yang sebenarnya. RMSE adalah metrik evaluasi yang dipakai dalam statistik untuk mengukur seberapa model regresi numerik cocok dengan data observasional. Ini memberikan perkiraan tentang seberapa besar kesalahan prediksi model. Rumus RMSE sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (3)$$

Dimana n merupakan jumlah observasi, y_i nilai aktual dari data observasional, \hat{y}_i nilai yang diprediksi oleh model, dan $\sum_{i=1}^n$ menunjukkan penjumlahan dari $i = 1$ hingga n . Semakin rendah RMSE, semakin baik suatu model cocok data observasional.

e. Peramalan (*forecasting*)

Setelah model terbaik diperoleh, kemudian dilakukan peramalan menggunakan model yang terpilih. Namun, perlu diperhatikan bahwa model runtun waktu ARIMA lebih baik digunakan untuk peramalan dengan jangkauan yang pendek.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pada tahap awal dilakukan pemeriksaan data berupa *data selection*, *data cleaning*, dan *data transformation*. Pemeriksaan data dilakukan untuk mengecek apabila terdapat data yang tidak diperlukan dan terdapat nilai yang *missing value* atau data yang tidak memiliki nilai (NaN).

Pada *data selection* akan dilakukan penghapusan data yang tidak dipakai dalam penelitian sehingga hanya akan menyisahkan kolom yang diperlukan. Kemudian pada *data cleaning* akan dilakukan perubahan nilai pada data yang bernilai kosong (NaN), nilai tersebut akan diisi atau diganti dengan nilai rata-rata harga pada ketiga komoditas. Terakhir, pada tahap transformasi data kolom tanggal dalam dataset akan diubah menjadi indeks *datetime*. Ini diperlukan karena ARIMA membutuhkan data dalam bentuk deret waktu, di mana ada jarak yang terbentuk antara satu titik data dengan titik data berikutnya. Berikut tabel data harga yang diperoleh setelah dilakukan pemeriksaan data dari ketiga komoditas.

Tabel 1. Data harga bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit (Rp/Kg)

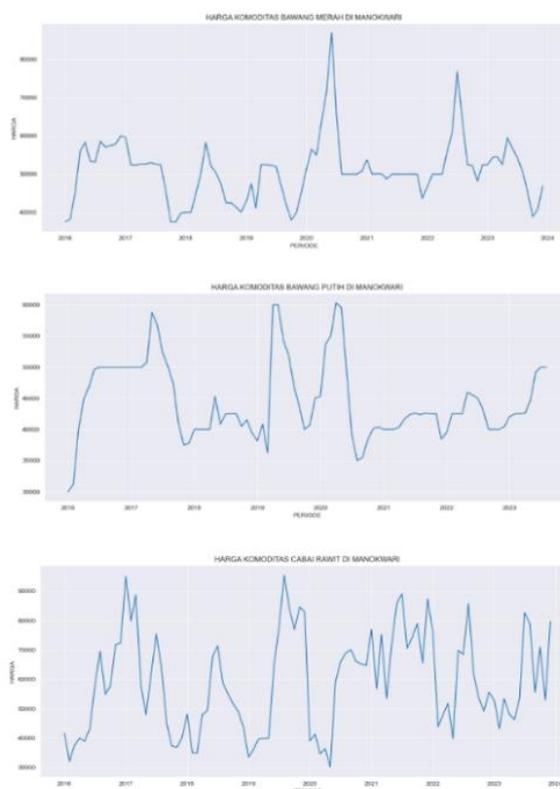
Data Bawang Merah		Data Bawang Putih		Data Cabai Rawit	
Tanggal	Harga	Tanggal	Harga	Tanggal	Harga
1/1/2016	37500	1/1/2016	30000	1/1/2016	41650
1/2/2016	38250	1/2/2016	31200	1/2/2016	32125
1/3/2016	45100	1/3/2016	39875	1/3/2016	37425
1/4/2016	56050	1/4/2016	44850	1/4/2016	39975
1/5/2016	58250	1/5/2016	46850	1/5/2016	38925
		...			
1/8/2023	50650	1/4/2023	42625	1/8/2023	78950
1/9/2023	45250	1/5/2023	44675	1/9/2023	55650
1/10/2023	38850	1/6/2023	49250	1/10/2023	70900
1/11/2023	40875	1/7/2023	50000	1/11/2023	52950
1/12/2023	46950	1/8/2023	50000	1/12/2023	79700

Berdasarkan data harga pada Tabel 1 dapat dilihat bahwa pada ketiga komoditas bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit di kabupaten Manokwari memiliki harga jual yang relatif naik turun atau tidak stabil dari tahun 2016 – 2023. Dari data yang ada akan dilakukan analisis terhadap data *time series* menggunakan model ARIMA pada ketiga komoditas untuk memprediksi harga jual selama 12 bulan kedepan (1 tahun).

3.2 Uji Stasionaritas

Perlu diperhatikan bahwa deret waktu berkala biasanya tidak stasioner, dan untuk memperoleh nilai AR dan MA pada model ARIMA, data harus berada dalam kondisi stasioner. Data yang belum stasioner harus diubah terlebih dahulu menjadi stasioner melalui proses differencing. Differencing dilakukan untuk menghitung selisih antara nilai observasi. Selanjutnya, nilai selisih tersebut diperiksa untuk ditentukan apakah data telah stasioner atau belum.

Sebelum melakukan uji stasioner perlu dilakukan pengecekan dengan membuat plot data harga bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit untuk melihat apakah terdapat unsur tren atau musiman pada data yang digunakan. Model ARIMA dapat dibentuk jika plot data yang dihasilkan tidak menunjukkan adanya unsur tren dan musiman. Pola tren seringkali terlihat pada tahap kemakmuran produk dalam siklus hidupnya. Pada fase ini, pola tersebut cenderung menunjukkan kenaikan. Sebaliknya, saat produk mengalami penurunan, pola trennya menunjukkan kecenderungan penurunan. Di sisi lain, pola musiman terbentuk karena permintaan produk dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti cuaca, musim liburan, dan hari-hari besar. Pola ini sering terjadi dalam periode tahunan, tetapi juga dapat terjadi dalam skala bulanan dan mingguan.



Gambar 2. Plot Harga Bawang Merah, Bawang Putih, dan Cabai Rawit

Berdasarkan Gambar 2 dapat disimpulkan bahwa pada ketiga komoditas tidak terdapat unsur tren dan musiman karena plot yang dihasilkan tidak menggambarkan adanya peningkatan atau penurunan dalam jangka panjang serta tidak terdapat pola berulang yang terjadi dalam rentan waktu tertentu sehingga model ARIMA dapat digunakan pada penelitian ini.

Setelah melihat plot data, selanjutnya dilakukan pemeriksaan kestasioneran data. Sebelum menganalisis data, perlu diperiksa terlebih dahulu apakah data deret waktu yang digunakan sudah stasioner [18]. Dalam penelitian ini, metode Augmented Dickey-Fuller (ADF) digunakan untuk mengevaluasi kestasioneran data yang dianalisis [19]. Dalam metode ADF, jika nilai p -value $< 0,05$ maka H_0 ditolak, menandakan bahwa data bersifat stasioner. Sebaliknya, jika nilai p -value $> 0,05$ maka H_0 diterima, menunjukkan bahwa data tidak bersifat stasioner.

Results of Dickey-Fuller Test:	
Test Statistic	-4.829490
p-value	0.000048
#Lags Used	1.000000
Number Of Observations Used	93.000000
Critical Value (1%)	-3.502705
Critical Value (5%)	-2.893158
Critical Value (10%)	-2.583637
dtype:	float64
Results of Dickey-Fuller Test:	
Test Statistic	-4.427995
p-value	0.000265
#Lags Used	2.000000
Number Of Observations Used	89.000000
Critical Value (1%)	-3.506057
Critical Value (5%)	-2.894607
Critical Value (10%)	-2.584410
dtype:	float64
Results of Dickey-Fuller Test:	
Test Statistic	-4.352663
p-value	0.000360
#Lags Used	0.000000
Number Of Observations Used	94.000000
Critical Value (1%)	-3.501912
Critical Value (5%)	-2.892815
Critical Value (10%)	-2.583454
dtype:	float64

Gambar 3. Hasil Uji Stasioneritas Data Menggunakan ADF

Dari Gambar 3 dapat dilihat bahwa pada ketiga komoditas bawang merah, bawang putih dan cabai rawit masing-masing memiliki nilai p -value yaitu 0.000048, 0.000256, dan 0.000360. Berikut tabel yang menampilkan hasil nilai p -value dari uji stasioneritas beserta keputusan hipotesis pada ketiga komoditas :

Tabel 2. Nilai p -value

Komoditas	P-value	alpha	Keputusan
Bawang Merah	0.000048	0.05	H_0 Ditolak
Bawang Putih	0.000265	0.05	H_0 Ditolak
Cabai Rawit	0.000360	0.05	H_0 Ditolak

Berdasarkan Tabel 2 dapat dilihat bahwa nilai p -value pada ketiga komoditas lebih kecil dari nilai alpha yaitu 0.05 sehingga dapat dinyatakan bahwa H_0 ditolak atau data sudah stasioner. Maka pada data ini tidak perlu lagi dilakukan *differencing*.

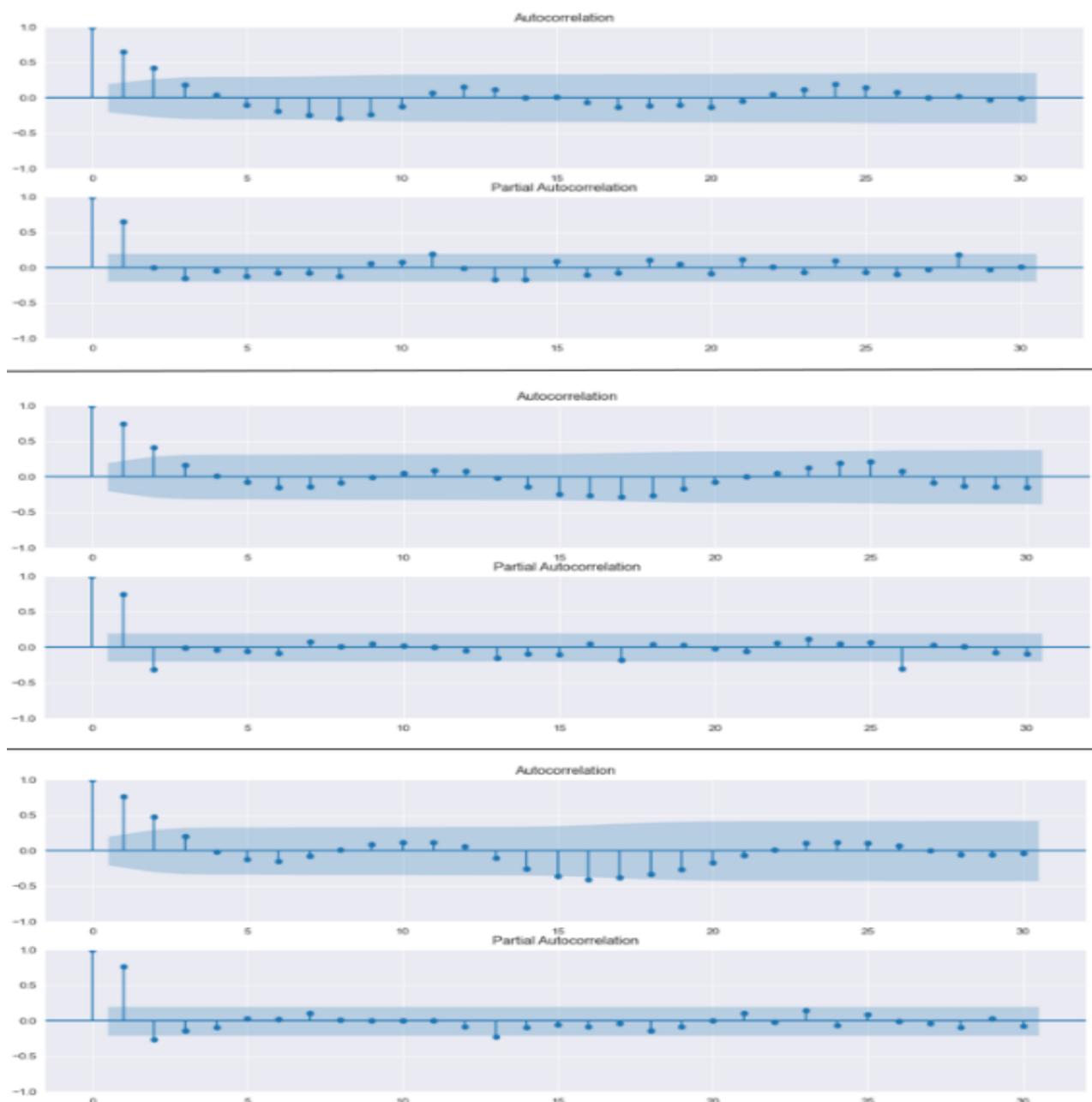
3.3 Identifikasi Model

ACF (*autocorrelation*) mengukur hubungan antara nilai-nilai dalam suatu deret waktu dengan nilai-nilai pada waktu sebelumnya. ACF digunakan untuk menentukan orde *moving average* (MA) dalam model ARIMA. Pada data yang stasioner, nilai ACF akan menurun hingga mencapai nol setelah lag waktu kedua atau ketiga. Namun, pada data yang tidak stasioner, nilai ACF akan tetap signifikan dari nol selama beberapa periode waktu.

PACF (*partial autocorrelation*) memberikan ukuran korelasi antara dua variabel dalam deret waktu dengan mempertimbangkan pengaruh variabel antara keduanya. PACF digunakan untuk menentukan orde *autoregressive* (AR) dalam model ARIMA.

Dengan memeriksa pola ACF dan PACF dapat diperkirakan nilai-nilai orde *autoregressive* (p) dan orde *moving average* (q) dalam model ARIMA yang tepat [15]. Plot ACF maupun PACF dimulai dari lag 0, yang merupakan korelasi

deret waktu terhadap plot tersebut sehingga menghasilkan korelasi sebesar 1. Area biru pada plot ACF dan PACF menggambarkan interval kepercayaan dan merupakan indikator ambang batas signifikan.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF

Dari Gambar 4 dapat dilihat bahwa pada ketiga komoditas bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit terdapat beberapa autokorelasi yang secara signifikan bukan nol (berada diluar area biru). Pada plot ACF autokorelasi tingkat tinggi terdapat pada lag = 1 dan observasi berdekatan pada lag = 2. Kemudian pada plot PACF autokorelasi tingkat tinggi terdapat pada lag = 1.

Penurunan lag pada plot ACF dan PACF tidak terjadi perbedaan nilai-nilai secara signifikan dari lag = 0 selama beberapa periode waktu tertentu. Penurunan nilai sampai nol terjadi sesudah lag = 3 pada ACF dan lag = 2 pada PACF sehingga dapat disimpulkan bahwa nilai ACF dan PACF sudah pada data stasioner.

3.4 Estimasi Model ARIMA

Estimasi atau perkiraan parameter model adalah proses untuk menentukan nilai-nilai parameter model sehingga model interim yang dibuat dapat digunakan dengan baik. Langkah ini dimaksudkan untuk menentukan nilai-nilai pendugaan parameter model ARIMA. Setelah nilai-nilai tersebut diestimasi, langkah selanjutnya adalah menguji signifikansi masing-masing parameter dalam model dengan menguji hipotesis apakah parameter tersebut signifikan atau tidak. Setelah melakukan estimasi model, langkah berikutnya yaitu melakukan uji signifikansi parameter untuk menentukan apakah

parameter-parameter yang diestimasi memiliki pengaruh yang signifikan dalam model atau tidak. Estimasi parameter dilakukan untuk menemukan model ARIMA yang terbaik dari rentang orde yang telah ditetapkan.

Model terbaik diperoleh dengan melihat nilai AIC yang paling kecil. Akaike pertama kali memperkenalkan Kriteria Informasi Akaike (AIC) untuk mengenali model dari data yang diberikan. Pendekatan ini merupakan salah satu metode yang menggunakan penalized maximum likelihood [20]. AIC memberikan penilaian tentang seberapa baik suatu model cocok dengan data yang diamati. Nilai AIC yang lebih rendah dianggap lebih baik dalam mempertimbangkan jumlah parameter dalam model tersebut [17].

```

Performing stepwise search to minimize aic
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=1645.103, Time=0.11 sec
ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=inf, Time=0.03 sec
ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] : AIC=inf, Time=0.08 sec
ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] : AIC=1355.050, Time=0.05 sec
ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] : AIC=1358.231, Time=0.25 sec
ARIMA(1,0,2)(0,0,0)[0] : AIC=1356.331, Time=0.09 sec
ARIMA(0,0,2)(0,0,0)[0] : AIC=inf, Time=0.14 sec
ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=inf, Time=0.09 sec
ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0] : AIC=1355.768, Time=0.19 sec
ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1342.606, Time=0.03 sec
ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1360.169, Time=0.10 sec
ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1347.209, Time=0.03 sec
ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1343.695, Time=0.14 sec
ARIMA(1,0,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1344.306, Time=0.04 sec
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1405.101, Time=0.00 sec
ARIMA(0,0,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1355.196, Time=0.15 sec
ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1341.784, Time=0.13 sec
ARIMA(3,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1343.626, Time=0.18 sec
ARIMA(3,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1346.639, Time=0.16 sec

Best model: ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0] intercept
Total fit time: 2.133 seconds

Performing stepwise search to minimize aic
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=1581.222, Time=0.03 sec
ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=inf, Time=0.02 sec
ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] : AIC=inf, Time=0.06 sec
ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] : AIC=1290.534, Time=0.02 sec
ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] : AIC=1292.516, Time=0.09 sec
ARIMA(1,0,2)(0,0,0)[0] : AIC=1292.184, Time=0.05 sec
ARIMA(0,0,2)(0,0,0)[0] : AIC=1530.553, Time=0.09 sec
ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=inf, Time=0.07 sec
ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0] : AIC=1393.716, Time=0.12 sec
ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1281.088, Time=0.07 sec
ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1301.090, Time=0.08 sec
ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1282.943, Time=0.04 sec
ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1347.836, Time=0.10 sec
ARIMA(1,0,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1281.115, Time=0.03 sec
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1341.782, Time=0.00 sec
ARIMA(0,0,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1289.362, Time=0.12 sec
ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1279.728, Time=0.09 sec
ARIMA(3,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1278.688, Time=0.15 sec
ARIMA(4,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1279.897, Time=0.17 sec
ARIMA(3,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1281.446, Time=0.13 sec
ARIMA(4,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1282.338, Time=0.23 sec
ARIMA(3,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=inf, Time=0.07 sec

Best model: ARIMA(3,0,0)(0,0,0)[0] intercept
Total fit time: 1.870 seconds

Performing stepwise search to minimize aic
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=1668.200, Time=0.02 sec
ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=1466.834, Time=0.08 sec
ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] : AIC=1600.256, Time=0.06 sec
ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=1468.819, Time=0.06 sec
ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] : AIC=1468.611, Time=0.03 sec
ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] : AIC=1470.636, Time=0.05 sec
ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1457.199, Time=0.02 sec
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1504.692, Time=0.00 sec
ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1458.841, Time=0.09 sec
ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1458.933, Time=0.02 sec
ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1475.306, Time=0.05 sec
ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1482.887, Time=0.13 sec

Best model: ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] intercept
Total fit time: 0.623 seconds

```

Gambar 5. Model ARIMA Terbaik

Berdasarkan Gambar 5 dapat dilihat bahwa model terbaik dari ketiga komoditas bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit berturut-turut dengan masing-masing nilai AIC terkecil yaitu model ARIMA (2,0,0) dengan AIC 1341.784, model ARIMA (3,0,0) dengan AIC 1278.688, dan model ARIMA (1,0,0) dengan AIC 1466.834.

Kemudian dilakukan pengecekan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengukur seberapa baik model statistik atau prediksi numerik memprediksi nilai yang sebenarnya. Hasil pengecekan nilai RMSE dilakukan pada ketiga komoditas bawang merah, bawang putih dan cabai rawit secara berturut-turut yang ditunjukkan pada gambar dibawah.

RMSE: 7447.060853103383

RMSE: 3501.7119431774427

RMSE: 13787.590052722338

Gambar 6. Nilai RMSE

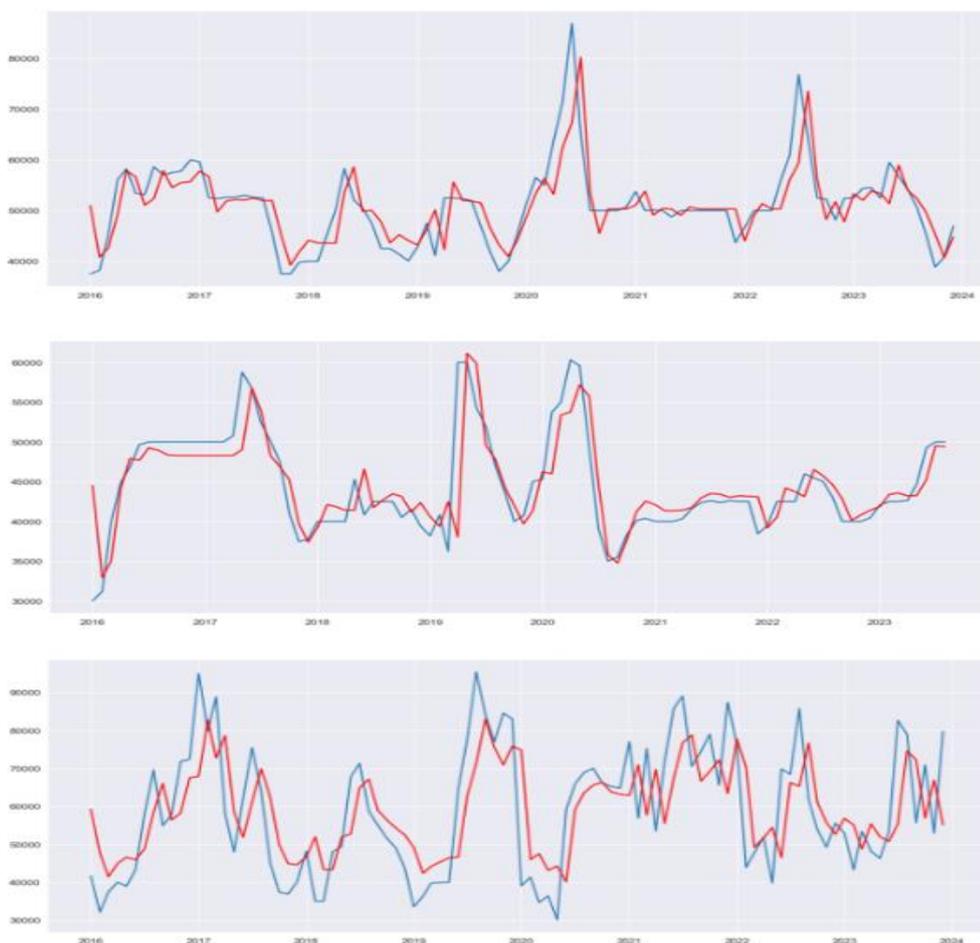
Berdasarkan Gambar 6 maka diperoleh nilai RMSE pada ketiga komoditas yaitu bawang merah bernilai 7447.06, bawang putih bernilai 3501.71, dan cabai rawit bernilai 13787.59. Nilai RMSE tersebut menggambarkan seberapa besar kesalahan prediksi dari model ARIMA yang digunakan.

Setelah dilakukan pemilihan model ARIMA terbaik, kemudian dilakukan prediksi harga ketiga komoditas bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit pada data asli dari tahun 2016 – 2023 untuk melihat perbandingan nilai antara data asli dengan data prediksi menggunakan model yang telah terpilih. Perbandingan nilai kedua data dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Data Asli dan Data Prediksi

Data Bawang Merah				Data Bawang Putih				Data Cabai Rawit			
Tanggal	Asli	Prediksi	Selisih	Tanggal	Asli	Prediksi	Selisih	Tanggal	Asli	Prediksi	Selisih
1/1/2016	37500	50975	-13475	1/1/2016	30000	44514	-14514	1/1/2016	41650	59219	-17569
1/2/2016	38250	40802	-2552	1/2/2016	31200	32913	-1713	1/2/2016	32125	47680	-15555
1/3/2016	45100	42602	2498	1/3/2016	39875	35021	4854	1/3/2016	37425	41425	-4000
1/4/2016	56050	49183	6867	1/4/2016	44850	44068	782	1/4/2016	39975	44906	-4931
1/5/2016	58250	57901	349	1/5/2016	46850	47903	-1053	1/5/2016	38925	46580	-7655
...											
1/8/2023	50650	52394	-1744	1/4/2023	42625	43212	-587	1/8/2023	78950	74590	4360
1/9/2023	45250	49607	-4357	1/5/2023	44675	43250	1425	1/9/2023	55650	72177	-16527
1/10/2023	38850	45378	-6528	1/6/2023	49250	45242	4008	1/10/2023	70900	56875	14025
1/11/2023	40875	40728	147	1/7/2023	50000	49502	498	1/11/2023	52950	66890	-13940
1/12/2023	46950	44785	2165	1/8/2023	50000	49412	588	1/12/2023	79700	55101	24599

Tabel 3 menampilkan nilai data asli, data prediksi, dan hasil selisih keduanya sebanyak 5 data awal dan 5 data terakhir. Hasil selisih dari data yang diperoleh diplotkan pada gambar dibawah ini :



Gambar 7. Plot Data Asli (Biru) dan Hasil Prediksi (Merah)

Gambar 7 menunjukkan plot hasil prediksi harga bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit dari Januari 2016 sampai dengan Desember 2023. Berdasarkan Gambar 6 terlihat bahwa plot yang dihasilkan dari prediksi menggunakan model ARIMA terpilih memiliki pola yang tidak berbeda jauh dengan pola pada data asli sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARIMA yang digunakan sudah baik.

3.5 Peramalan

Peramalan adalah upaya untuk memperkirakan kemungkinan terjadinya peristiwa di masa depan berdasarkan data dan informasi yang ada saat ini. Tujuannya adalah untuk menentukan waktu terjadinya suatu peristiwa, sehingga memungkinkan pengambilan tindakan yang tepat untuk mendukung keputusan [20].

Setelah model terbaik dari ARIMA diperoleh dan dilakukan uji coba pada data asli maka dapat dilakukan peramalan pada ketiga komoditas bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit untuk masa mendatang. Peramalan ketiga komoditas ini dilakukan selama kurun waktu 12 bulan (1 tahun) kedepan. Berikut hasil prediksi harga yang diperoleh dari model ARIMA yang terpilih :

Tabel 4. Hasil Prediksi

Bawang Merah		Bawang Putih		Cabai Rawit	
Tanggal	Prediksi	Tanggal	Prediksi	Tanggal	Prediksi
1/1/2024	50284	1/9/2023	48321	1/1/2024	72606
1/2/2024	51587	1/10/2023	46313	1/2/2024	67984
1/3/2024	51782	1/11/2023	44592	1/3/2024	64973
1/4/2024	51548	1/12/2023	43547	1/4/2024	63011
1/5/2024	51253	1/1/2024	43206	1/5/2024	61733
1/6/2024	51038	1/2/2024	43378	1/6/2024	60900
1/7/2024	50922	1/3/2024	43799	1/7/2024	60357
1/8/2024	50878	1/4/2024	44240	1/8/2024	60004
1/9/2024	50873	1/5/2024	44564	1/9/2024	59774
1/10/2024	50882	1/6/2024	44723	1/10/2024	59624
1/11/2024	50893	1/7/2024	44738	1/11/2024	59526
1/12/2024	50900	1/8/2024	44666	1/12/2024	59462

Tabel 4 memperlihatkan hasil prediksi harga untuk ketiga komoditas bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit selama 1 tahun (12 bulan) dari Januari sampai Desember 2024. Berdasarkan hasil prediksi yang diperoleh dapat dilihat bahwa harga ketiga komoditas tersebut untuk prediksi 12 bulan kedepan mengalami harga jual yang tidak terlalu berbeda jauh sepanjang 1 tahun. Untuk prediksi harga bawang merah berkisar diantara harga Rp50.000/kg, bawang putih berkisar diantara Rp40.000/kg, dan cabai rawit berkisar diantara harga Rp50.000 – Rp70.000/kg. Hasil prediksi ini dapat menjadi acuan bagi petani untuk memberikan kisaran harga jual pada ketiga komoditas tersebut.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, peramalan terhadap ketiga komoditas bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit dilakukan menggunakan model ARIMA untuk periode 12 bulan ke depan. Penerapan model ARIMA merupakan solusi pemecahan masalah yang terjadi pada harga penjualan bawang dan cabai yang relatif berubah-ubah (naik turun). Data yang digunakan pada penelitian ini berupa data harga bawang merah, bawang putih, dan cabai rawit di kabupaten Manokwari dari tahun 2016 – 2023 per tiap bulan. Penentuan model yang tepat dilakukan dengan menganalisis data *time series*. Pada penelitian ini tidak dilakukan *differencing* karena data sudah bersifat stasioner sehingga $d = 0$. Kemudian setelah diolah maka diperoleh model terbaik yaitu ARIMA (2,0,0) untuk bawang merah, ARIMA (3,0,0) untuk bawang putih, dan ARIMA (1,0,0) untuk cabai rawit. Pemilihan ARIMA terbaik dilakukan dengan melihat nilai AIC terkecil dari setiap model yang diperoleh. Nilai AIC yang kecil mengindikasikan bahwa model yang dipilih dapat dikatakan sudah cukup baik dalam meramalkan harga pada ketiga komoditas tersebut. Kemudian dilakukan pengecekan nilai RMSE untuk ketiga model ARIMA yang terpilih. Hasil yang didapat akan digunakan sebagai informasi bagi para petani untuk memprediksi kisaran harga bawang merah, bawang putih dan cabai rawit ditahun 2024. Berdasarkan hal tersebut maka diharapkan ketidakstabilan harga pada ketiga komoditas dipasaran dapat diatasi.

REFERENCES

- [1] V. Komaria, N. El Maidah, and M. A. Furqon, "Prediksi Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Lee," *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, vol. 12, no. 2, pp. 37–47, Sep. 2023, doi: 10.34010/komputika.v12i2.10644.
- [2] M. Aditya Pratama, M. Munawaroh, W. Joko Pranoto, P. Studi Teknik Informatika, F. Sains dan Teknologi, and U. Muhammadiyah Kalimantan Timur, "Perbandingan Performa Algoritma Linear Regresi dan Random Forest untuk Prediksi Harga Bawang Merah di Kota Samarinda," *Jurnal Ilmu Teknik*, vol. 1, no. 2, pp. 172–182, 2024, doi: 10.62017/teknik.
- [3] R. Yuliyanti, P. Matematika, F. Uny, and E. Arliani, "Peramalan jumlah penduduk menggunakan model arima Forecasting the number of population using the arima," 2022. [Online]. Available: <http://journal.student.uny.ac.id/ojs/index.php/jktm>.
- [4] A. I. La Murdani and Y. W. A. Nanlohy, "IMPLEMENTASI MODEL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) UNTUK PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KAPAL LAUT DI PELABUHAN AMBON," *VARIANCE: Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 3, no. 2, pp. 81–90, May 2022, doi: 10.30598/variancevol3iss2page81-90.

- [5] S. P. Fauzani and D. Rahmi, "Penerapan Metode ARIMA Dalam Peramalan Harga Produksi Karet di Provinsi Riau," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, vol. 2, no. 4, pp. 269–277, 2023.
- [6] D. Ayu Rezaldi, "PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia," *Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia. PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 4, pp. 611–620, 2021, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- [7] L. Ainiyah and M. Bansori, "PREDIKSI JUMLAH KASUS COVID-19 MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) (STUDI KASUS KABUPATEN SIDOARJO)" 2021. [Online]. Available: <http://infocovid19.jatimprov.go.id/>.
- [8] H. Afridar and W. Andriani, "PENERAPAN METODE ARIMA UNTUK PREDIKSI HARGA KOMODITI BAWANG MERAH DI KOTA TEGAL," 2022. [Online]. Available: <https://hargapangan.id/tabel-harga/pedagang-besar/daerahdengan>
- [9] I. Izzulsyah et al., "PENDEKATAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE TERHADAP PERKIRAAN HARGA BAWANG MERAH DI KOTA PANGKALPINANG," *Pangkalpinang*, Dec. 2023. Accessed: May 30, 2024. [Online]. Available: <https://journal.ubb.ac.id/snppm/article/view/4823>
- [10] R. P. Dhenanta and I. B. Kholifah, "Prediksi Curah Hujan Bulanan Kabupaten Trenggalek Tahun 2022 dan 2023 Menggunakan Metode ARIMA," *Seminar Nasional Official Statistics*, vol. 2022, no. 1, pp. 1135–1144, Nov. 2022, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2022i1.1368.
- [11] I. Mardiyah, W. Dianita Utami, D. C. Rini Novitasari, Moh. Hafiyusholeh, and D. Sulistiyawati, "ANALISIS PREDIKSI JUMLAH PENDUDUK DI KOTA PASURUAN MENGGUNAKAN METODE ARIMA," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 15, no. 3, pp. 525–534, Sep. 2021, doi: 10.30598/barekengvol15iss3pp525-534.
- [12] F. Zundina Ulya, A. Rony Wijaya, and P. Laras Puspita, "Peramalan Harga Cabai dan Bawang di Pasar Tradisional Purwokerto dengan Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)," *Purwokerto*, Oct. 2023. Accessed: May 30, 2024. [Online]. Available: https://scholar.google.com/citations?view_op=view_citation&hl=id&user=0PHIkpMAAAAJ&citation_for_view=0PHIkpMAAAAJ:u5HHmVD_u08C
- [13] S. R. Catur Putri and L. Junaedi, "Penerapan Metode Peramalan Autoregressive Integrated Moving Average Pada Sistem Informasi Pengendalian Persediaan Bahan Baku," *Jurnal Ilmu Komputer dan Bisnis*, vol. 13, no. 1, pp. 164–173, May 2022, doi: 10.47927/jikb.v13i1.293.
- [14] R. Hardianto, "PERAMALAN PENJUALAN TEH HIJAU DENGAN METODE ARIMA (STUDI KASUS PADA PT. MK)," Padang. Accessed: May 30, 2024. [Online]. Available: <https://publikasi.mercubuana.ac.id/index.php/pasti/article/view/2752/1611>
- [15] A. Cherrly and R. Somya, "Prediksi Penjualan Tiket Wisata Taman Bermain Menggunakan Metode ARIMA," *Techno.Com*, vol. 22, no. 2, pp. 312–322, May 2023, doi: 10.33633/tc.v22i2.7950.
- [16] Y. D. Cahyani, "PENERAPAN METODE ARIMA (AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE) BERBASIS MINITAB UNTUK MEMPREDIKSI TINGKAT PENGAJUAN KLAIM ASURANSI KECELAKAAN DI PT JASA RAHARJA PERWAKILAN MALANG," Malang, Jul. 2023. Accessed: May 30, 2024. [Online]. Available: <http://conference.um.ac.id/index.php/LAS/article/view/8252/2556>
- [17] R. R. Elhakim, "PREDIKSI NILAI TUKAR RUPIAH KE DOLLAR AS MENGGUNAKAN METODE ARIMA," *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 8, no. 2, pp. 145–150, Jun. 2020, doi: 10.26740/mathunesa.v8n2.p145-150.
- [18] A. H. Al Rosyid, C. D. N. Viana, and W. A. Saputro, "PENERAPAN MODEL BOX JENKINS (ARIMA) DALAM PERAMALAN HARGA KONSUMEN BAWANG MERAH DI PROVINSI JAWA TENGAH," *Agri Wiralodra*, vol. 13, no. 1, pp. 29–37, Apr. 2021, doi: 10.31943/agriwiralodra.v13i1.19.
- [19] J. J. Pangaribuan, F. Fanny, O. P. Barus, and R. Romindo, "Prediksi Penjualan Bisnis Rumah Properti Dengan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, vol. 13, no. 2, pp. 154–161, Oct. 2023, doi: 10.21456/vol13iss2pp154-161.
- [20] S. W. Suseno, "PENERAPAN METODE ARIMA BOX-JENKINS UNTUK Pasien Rawat Jalan Rsud Kartini, Peramalan DI," Semarang, Feb. 2017. Accessed: May 30, 2024. [Online]. Available: <http://lib.unnes.ac.id/id/eprint/32221>