

PENERAPAN MODEL ARMA (AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE) DALAM MERAMALKAN HARGA CABAI DI KOTA BUKITTINGGI

Putri Azura Andila^{1*}

^{1,2}Departemen Matematika, Universitas Negeri Padang; Jl. Prof. Dr. Hamka, Air Tawar Bar., Kec. Padang Utara, Kota Padang

Received: 30 Januari 2025
Accepted: 18 Maret 2025
Published: 14 April 2025

Keywords:

ARMA, Forecasting,
Bukittinggi

Correspondent Email:

putriazuraandila2110@gmail.com

Abstrak. Cabai merah merupakan salah satu komoditas hortikultura strategis di Indonesia yang memiliki nilai ekonomis tinggi, baik di tingkat nasional maupun daerah. Tingginya konsumsi masyarakat terhadap cabai merah menjadikannya salah satu faktor penting dalam perekonomian. Namun, fluktuasi harga yang sering terjadi menimbulkan risiko kerugian bagi petani, sehingga diperlukan peramalan harga yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga cabai merah di Kota Bukittinggi dari Bulan Januari hingga Desember 2024, menggunakan metode ARMA (Autoregressive Moving Average). Setelah melalui tahap identifikasi model, pendugaan parameter, dan pemeriksaan diagnostik, maka diperoleh model ARMA (1,0,1) sebagai model terbaik pada analisis harga cabai merah di Kota Bukittinggi, dengan bentuk model $Z_t = (1.608)Z_{t-1} - 0.608Z_{t-2} + \alpha_t - 0.455Y_{t-1}$.

Abstract. Red chili is one of the strategic horticultural commodities in Indonesia that has high economic value, both at the national and regional levels. The high public consumption of red chili makes it an important factor in the economy. However, frequent price fluctuations pose a risk of loss for farmers, so accurate price forecasting is needed to support decision making. This study aims to forecast the price of red chili in Bukittinggi City from January to December 2024, using the ARMA (Autoregressive Moving Average) method. After going through the stages of model identification, parameter estimation, and diagnostic checks, the ARMA (1,0,1) model is obtained as the best model in the analysis of red chili prices in Bukittinggi City, with the form of the model is $Z_t = (1.608)Z_{t-1} - 0.608Z_{t-2} + \alpha_t - 0.455Y_{t-1}$.

1. PENDAHULUAN

Harga komoditas pangan seperti cabai merah merupakan salah satu faktor penting dalam perekonomian. Harga cabai merah mengalami fluktuasi yang signifikan, baik di tingkat nasional maupun di tingkat lokal. Fluktuasi harga ini sering kali disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk musim panen, gangguan distribusi, perubahan cuaca, serta perubahan permintaan dan penawaran di pasar [1]. Badan Pusat Statistik (BPS) Kota

Bukittinggi, menyatakan bahwa pada tahun 2023 sektor pertanian menyumbang 1,06 persen perekonomian Kota Bukittinggi. Hasil produksi sektor pertanian pada komoditas sayuran terbanyak adalah cabai merah yaitu sebanyak 4.890 kw [2]. Kota Bukittinggi, dikenal dengan aktivitas perdagangannya yang cukup tinggi, harga cabai merah yang tidak stabil dapat mempengaruhi daya beli masyarakat dan pendapatan petani [3]. Oleh karena itu, pemahaman tentang pola pergerakan harga

cabai merah sangat penting untuk mengurangi dampak dari fluktuasi tersebut.

Peramalan harga cabai merah merupakan suatu langkah yang penting untuk meningkatkan efisiensi pasar dan perencanaan produksi [4]. Salah satu pendekatan yang sering digunakan dalam peramalan data runtun waktu adalah metode ARMA (*Auto Regressive Moving Average*). Metode ARMA adalah gabungan dari model *autoregressive* (AR) yang memanfaatkan nilai-nilai sebelumnya untuk meramalkan nilai masa depan, dan model *moving average* (MA) yang memperhitungkan error atau gangguan dalam data [5]. Metode ini sangat efektif digunakan untuk data runtun waktu yang menunjukkan pola ketergantungan yang jelas antar periode.

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini bertujuan untuk memodelkan fluktuasi harga cabai merah di Kota Bukittinggi menggunakan metode ARMA. Dengan menggunakan data harga cabai merah dalam periode Januari 2018 – Desember 2023, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model peramalan yang akurat untuk membantu berbagai pihak, termasuk petani, pedagang, dan pemerintah daerah, dalam menghadapi ketidakpastian harga di pasar. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam merencanakan kebijakan yang lebih baik dalam mengelola harga cabai merah di masa mendatang.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Cabe Merah

Cabai merah merupakan komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomis yang tinggi, karena berperan penting dalam kerangka konsumsi pangan di Indonesia. Selain menjadi bahan utama dalam masakan, cabai merah juga menjadi komoditas penting untuk memenuhi kebutuhan domestik dan pasar ekspor. Fluktuasi harga cabai merah di pasar sering kali menjadi masalah bagi petani. Ketidakstabilan harga cabai merah menghambat petani dalam perencanaan usaha pertanian [6].

2.2 Metode Peramalan

Peramalan merupakan suatu proses yang digunakan untuk memprediksi kondisi atau nilai di masa depan berdasarkan data historis. Dalam bidang ekonomi dan pertanian, peramalan harga komoditas seperti cabai merah

sangat berguna untuk merencanakan kebijakan dan strategi dalam menghadapi fluktuasi pasar. Berbagai metode peramalan dapat digunakan, mulai dari yang berbasis statistik hingga *machine learning*. Salah satu metode yang paling banyak digunakan dalam peramalan harga adalah model statistik berbasis runtun waktu [7].

Menurut Hyndman & Athanasopoulos (2018), metode peramalan dapat dibagi menjadi dua jenis utama, yaitu metode kuantitatif dan kualitatif. Metode kuantitatif, seperti analisis regresi, ARMA, dan ARIMA, menggunakan data historis untuk mengidentifikasi pola dan memproyeksikan nilai di masa depan. Metode kualitatif lebih sering digunakan ketika data historis tidak cukup atau ketika informasi yang tersedia bersifat subjektif. Salah satu metode peramalan yang banyak digunakan untuk data runtun waktu adalah model ARMA (*AutoRegressive Moving Average*) [8].

Tujuan metode peramalan deret waktu adalah menemukan pola dalam deret data yang tepat dan menggambarkan pola data tersebut ke masa depan [9]. Langkah penting dalam pemilihan metode deret waktu yang cocok adalah dengan melihat jenis pola data. Pola data pada deret waktu dapat dibedakan menjadi empat [8]:

1. Pola horizontal, terjadi jika data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan atau stasioner terhadap nilai rata-ratanya. Pola ini bersifat acak akibat kejadian yang tidak terduga.
2. Pola musiman, terjadi jika deret data dipengaruhi oleh faktor musiman atau dapat diperkirakan pada interval tertentu. Pola ini sering ditemukan pada data yang dipengaruhi oleh musim atau waktu tertentu dalam setahun.
3. Pola siklis, terjadi jika datanya berfluktuasi setiap tahun akibat perubahan kondisi ekonomi jangka panjang atau siklus bisnis. Perubahan ini biasanya lebih lama durasinya dibandingkan pola musiman, dan fluktuasinya dipengaruhi oleh siklus ekonomi atau politik yang lebih besar.
4. Pola tren, terjadi jika data menunjukkan kenaikan atau penurunan jangka panjang pada data. Pola ini mencerminkan pergeseran sistematis yang dipengaruhi oleh faktor seperti perkembangan

teknologi, perubahan perilaku konsumen atau pertumbuhan ekonomi berkelanjutan.

Banyaknya metode peramalan yang digunakan untuk melakukan peramalan terhadap suatu fenomena dalam keadaan tertentu. Penggunaan metode yang tepat memengaruhi keberhasilan suatu peramalan. Metode peramalan yang ideal adalah metode yang mampu meminimalkan hasil kesalahan ramalan. Salah satu pendekatan yang sering digunakan untuk peramalan adalah metode ARMA [5].

2.3 Metode ARMA (*AutoRegressive Moving Average*)

Ukuran Model ARMA adalah metode peramalan statistik yang digunakan untuk menganalisis dan meramalkan data runtun waktu. Model ini menggabungkan dua komponen utama, yaitu komponen *autoregressive* (AR) dan komponen *moving average* (MA). Komponen AR mengandalkan nilai-nilai sebelumnya dari data untuk memperkirakan nilai yang akan datang, sementara komponen MA memperhitungkan rata-rata dari kesalahan atau gangguan yang terjadi pada data [5].

Model ARMA memiliki beberapa asumsi dasar yang harus dipenuhi untuk memberikan hasil peramalan yang valid dan akurat. Asumsi pertama adalah stasioneritas, yaitu data yang digunakan harus memiliki karakteristik yang tidak berubah seiring waktu, seperti rata-rata, varians, dan kovarians yang tetap konstan. Jika data tidak stasioner, perlu dilakukannya transformasi data [5]. Selanjutnya, tidak terjadi autokorelasi pada sisa (residual) yang dihasilkan oleh model. Artinya, kesalahan ramalan pada satu periode waktu tidak boleh berkorelasi dengan kesalahan pada periode waktu lainnya. Asumsi lain yang perlu dipenuhi adalah normalitas residual, yang memastikan bahwa kesalahan yang dihasilkan oleh model terdistribusi normal, meskipun tidak sepenuhnya wajib [8]. Homoskedastisitas, yaitu varians residual yang konstan sepanjang waktu, juga menjadi salah satu asumsi penting. Jika terdapat perubahan varians seiring waktu, akurasi peramalan bisa terpengaruh [5]. Terakhir, model ARMA bergantung pada data historis yang cukup panjang dan relevan untuk mengidentifikasi pola yang ada dalam data. Apabila data yang digunakan terbatas atau tidak

representatif, model ini mungkin tidak dapat memberikan hasil yang optimal.

Adapun tahapan dalam membuat model ARMA yaitu identifikasi model, pendugaan parameter, tahap diagnostik, dan tahap peramalan [10].

1. Identifikasi Model ARMA

Dalam menganalisis data dengan metode ARMA, tahapan awal yang harus dilakukan adalah menentukan model dari data. Proses identifikasi model dengan ARMA yaitu dengan uji stasioneritas dan identifikasi data dengan *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

Stasioneritas data adalah salah satu uji asumsi dalam peramalan deret waktu yang wajib terpenuhi. Stasioneritas terbagi dua yaitu stasioner dan nonstasioner. Stasioneritas dalam data deret waktu dapat dibagi menjadi tiga kategori utama: stasioner dalam rata-rata, stasioner dalam variansi, dan stasioner dalam rata-rata serta variansi. Data disebut stasioner dalam rata-rata jika plot data menunjukkan pergerakan yang stabil di sekitar garis rata-rata atau membentuk pola datar pada sumbu horizontal [5]. Data stasioner dalam variansi terjadi jika plot data menunjukkan pola melebar atau menyempit secara konsisten [8]. Sementara itu, data yang stasioner dalam rata-rata dan variansi akan menghasilkan pola data yang datar secara keseluruhan [11].

Untuk mengidentifikasi stasioneritas, ada beberapa metode yang umum digunakan. Pertama, analisis visual terhadap plot data dapat membantu mendeteksi pola yang stabil atau fluktuasi yang signifikan. Kedua, uji correlogram melalui *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) digunakan untuk memeriksa signifikansi autokorelasi dalam data [12]. Ketiga, uji akar unit seperti Augmented Dickey-Fuller (ADF) test dapat digunakan untuk menguji kestasioneritas dengan mendeteksi keberadaan akar unit dalam data [13].

Menurut Gujarati & Porter (2008), persamaan uji ADF sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Dimana:

Y_t : Nilai runtun waktu pada waktu ke-t
 β_1 : Konstanta nilai rata-rata dalam model regresi

$\beta_2 t$: Komponen trend waktu (optional, digunakan jika data menunjukkan tren linear)

δY_{t-1} : Koefisien yang dikalikan dengan lag

α_i : Koefisien dari lag ke- i

ε_t : Komponen error

Ketika statistik uji $t_{hitung} > t_{tabel}$, maka tolak H_0 yang menunjukkan bahwa data stationer. Setelah dilakukan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), hasil menunjukkan bahwa data sudah stasioner karena nilai p -value lebih kecil dari tingkat signifikansi yang ditetapkan ($\alpha = 0,05$) dan nilai statistik uji lebih kecil dari nilai kritis [11]. Langkah selanjutnya adalah menentukan nilai p dan q untuk membangun model sementara ARMA. Analisis dilakukan dengan memeriksa plot ACF dan PACF. Plot ACF digunakan untuk mengidentifikasi komponen MA, di mana cut-off pada lag tertentu menunjukkan order MA (q), sedangkan peluruhan eksponensial menunjukkan adanya komponen AR [5]. Sebaliknya, plot PACF digunakan untuk menentukan order AR (p) dengan melihat cut-off yang terjadi pada lag tertentu [8]. Dengan mengacu pada hasil visual dari plot ACF dan PACF, kombinasi nilai p dan q dapat dipilih untuk membangun model ARMA sementara.

2. Pendugaan Parameter

Setelah didapatkan hasil AR dan MA dari proses *overfitting* model, dilakukan pembentukan model sementara dari kombinasi nilai p dan q tersebut. Pendugaan parameter dalam model ARMA diselesaikan dengan penaksiran model AR berorde- p diperoleh dari persamaan [10]:

$$\begin{aligned}\rho_1 &= \phi_1 + \phi_2 \rho_1 + \dots + \phi_p \rho_{p-1} \\ \rho_2 &= \phi_1 \rho_2 + \phi_2 + \dots + \phi_p \rho_{p-2} \\ &\dots \\ \rho_p &= \phi_1 \rho_{p-1} + \phi_2 \rho_{p-2} + \dots + \phi_p\end{aligned}\quad (2)$$

Dimana:

ρ_p : Nilai sampel ACF pada periode ke- p

ϕ_p : Parameter pada periode ke- p

Nilai penaksiran parameter model MA berorde q diperoleh dari persamaan berikut:

$$\rho_k = \begin{cases} \frac{-\theta_k + \theta_1 \theta_{k+1} + \dots + \theta_{q-k} \theta_q}{1 - \theta_1^2 + \dots + \theta_k^2} & k = 1, 2, \dots, q \\ 0 & k > q \end{cases} \quad (3)$$

Dimana:

k : lag pada autokorelasi parsial

q : orde dari model MA

θ_q : parameter MA

Setelah parameter ditaksir, maka dilakukan pengujian parameter tersebut, dimana Parameter yang sudah diperoleh selanjutnya akan diuji untuk melihat apakah model tersebut sudah signifikan. Parameter dikatakan signifikan jika nilai p -value $< \alpha$ [5].

Uji hipotesis yang digunakan adalah:

1) Hipotesis untuk koefisien AR adalah:

$$H_0 : \phi_i = 0 \quad H_1 : \phi_i \neq 0 \quad (4)$$

2) Hipotesis untuk koefisien MA adalah:

$$H_0 : \theta_i = 0 \quad H_1 : \theta_i \neq 0 \quad (5)$$

$$(i = 1, 2, 3, \dots, 79)$$

3. Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk memastikan bahwa model ARMA yang dihasilkan layak digunakan dalam peramalan. Tahapan ini melibatkan analisis residual dengan tujuan untuk memverifikasi asumsi-asumsi dasar, yaitu non-autokorelasi, homoskedastisitas, dan distribusi normal dari residual. Residual dianggap bebas dari autokorelasi jika hasil plot *Residual Autocorrelation Function* (RACF) dan *Residual Partial Autocorrelation Function* (RPACF) menunjukkan pola yang konstan atau berfluktuasi di sekitar nol. Uji white noise residual menggunakan Ljung-Box Test dilakukan untuk memastikan bahwa residual bersifat acak, dengan kriteria signifikan ditentukan oleh nilai p -value $> 0,05$ [5]. Selanjutnya, normalitas residual diperiksa menggunakan Kolmogorov-Smirnov Test, di mana residual dianggap terdistribusi normal jika p -value $> 0,05$ [14]. Apabila semua asumsi diagnostik terpenuhi, model dianggap valid untuk digunakan dalam peramalan.

Setelah mendapatkan model terbaik dilakukan perhitungan besarnya kesalahan dari nilai rata-rata *error* menggunakan RMSE (Root

Mean Square Error). RMSE dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i^n (\hat{x} - x_i)^2}{n}} \quad (6)$$

Dimana:

$\hat{x}$: nilai hasil peramalan

x_i : nilai objek pengamatan ke-i

n : banyaknya data

RMSE memberikan ukuran akurasi model, dimana nilai yang lebih kecil mengindikasikan performa model yang lebih baik [15].

4. Peramalan

Pada tahap peramalan, model yang digunakan adalah model yang telah berhasil melewati beberapa tahapan evaluasi sebelumnya, seperti tahap identifikasi, penaksiran dan pengujian parameter, serta tahap diagnostik. Model yang lolos pada tahap-tahap tersebut dianggap sebagai model yang terbaik untuk melakukan peramalan [16]. Dengan model matematisnya:

$$Z_t = (1 + \varphi_1)Z_{t-1} - \varphi_1 Z_{t-2} + \alpha_t + \theta_1 Y_{t-1} \quad (7)$$

Dimana:

Z_t : variabel yang dimodelkan pada waktu t

φ_i : komponen AR

Z_{t-i} : variabel yang dimodelkan pada waktu $t - i$

α_t : komponen residual/error

θ_1 : komponen MA

Y_{t-i} : residual pada waktu $t - i$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder deret waktu (*time series*) berupa harga rata-rata cabai merah Kota Bukittinggi secara bulanan sebanyak 72 series. Rentang data tersebut dari Bulan Januari 2018 sampai Desember 2023 yang didapatkan secara Online pada Website Badan Pusat Statistik Kota Bukittinggi. Penelitian ini menggunakan Metode ARMA (*Autoregressive Moving Average*) dengan objek penelitian rata-rata harga cabai merah di Kota Bukittinggi. Berikut variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah Harga Cabai Merah Bulan Januari 2018 (X_1), Harga Cabai Merah Bulan Februari 2018 (X_2), Harga Cabai Merah Bulan Maret 2018 (X_3), ..., Harga Cabai Merah Bulan November 2023 (X_{71}),

Harga Cabai Merah Bulan Desember 2023 (X_{72}).

Ada empat tahap penyelesaian dalam penelitian ini, yaitu:

1. Mengidentifikasi Model

- Dilakukan isualisasi awal dengan memplotkan data terhadap waktu guna mengamati pola dan tren data secara visual.
- Melakukan uji stasioneritas untuk memastikan bahwa data memiliki rata-rata dan varians yang konstan sepanjang waktu
- Melakukan transformasi jika data bersifat tidak stasioner
- Menentukan model sementara dengan menganalisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data yang telah memenuhi asumsi stasioner.
- Model sementara yang telah diperoleh kemudian dievaluasi untuk mengukur tingkat kesesuaiannya dengan data yang sebenarnya.

2. Pendugaan Parameter

- Melakukan estimasi nilai parameter pada model sementara yang telah diperoleh pada tahap *overfitting* untuk mendapatkan model yang lebih spesifik.
- Memilih model terbaik dengan melakukan uji signifikansi terhadap parameter-parameter model.

3. Tahap Diagnostik

- Menganalisis grafik residual, fungsi *autokorelasi residual* (RACF), dan fungsi *autokorelasi parsial residual* (RPACF) untuk mengevaluasi ketepatan model.
- Memilih model yang memiliki *Mean Squared Error* (MSE) terkecil sebagai model yang terbaik.

4. Peramalan

Model *Autoregresif Moving Average* (ARMA) terbaik yang telah diperoleh digunakan untuk melakukan peramalan nilai-nilai di masa depan. Dalam penelitian ini, perangkat lunak Minitab 18 dan EvIEWS 12 digunakan sebagai alat bantu analisis.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini model time series yang akan dibuat menggunakan data Harga cabai merah yang diambil dari Januari 2018 – Desember 2023 dengan menggunakan Analisis Model ARMA. Analisis dilakukan menggunakan software Minitab 18 dan Eviews 12 dengan data harga cabai merah Kota Bukittinggi.

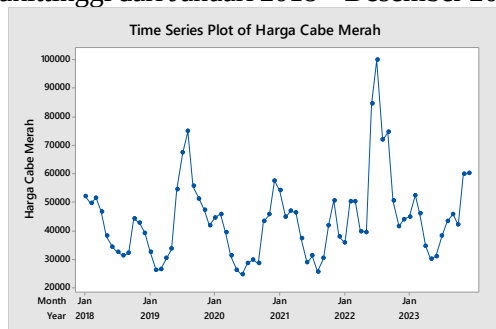
Tabel 1. Data Harga Cabai Merah di Kota Bukittinggi Januari 2018 – Desember 2023

Bulan	Tahun					
	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Januari	52100	32723	44709	54114	35875	44991
Februari	49604	26327	45932	44909	50350	52422
Maret	51667	26555	39386	47045	50350	46232
April	46812	30393	31341	46382	39906	34830
Mei	38200	33719	26409	37409	39625	30139
Juni	34417	54433	24750	29000	84525	31229
Juli	32521	67282	28618	31382	99844	38181
Agustus	31533	74830	30045	25795	71875	43329
September	32200	55698	28591	30418	74575	45926
Oktober	44319	51234	43291	42045	50562	42209
November	42701	47422	45682	50636	41750	59964
Desember	39310	42054	57527	38018	44125	60080

Tahapan dalam menganalisa model ARMA:

1. Identifikasi Model ARMA

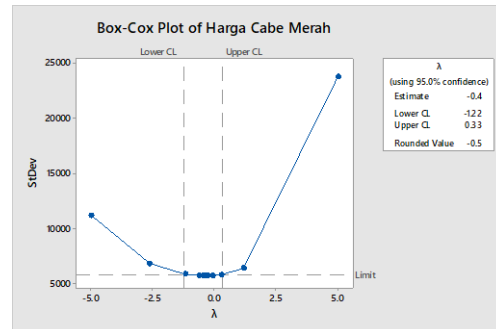
Proses identifikasi menggunakan plot peramalan data cabai merah Kota Bukittinggi untuk melihat perubahan harga pada setiap bulan pada tahun tersebut. Berikut merupakan hasil plot data harga cabai merah di Kota Bukittinggi dari Januari 2018 – Desember 2023.



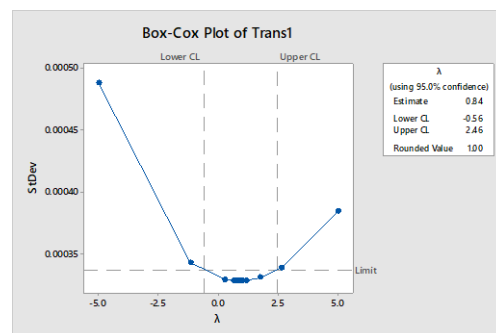
Gambar 1. Plot Data Harga Cabai Merah

Berdasarkan plot data pada Gambar 1 dapat disimpulkan bahwa adanya kenaikan dan penurunan pada data serta adanya pola musiman yang terbentuk. Hal ini dapat dilihat dari pola data harga cabai merah pada rata-rata setiap bulan Februari mengalami kenaikan. Oleh karena itu, data ini mengindikasikan sifat data nonstationer dan membentuk pola musiman.

Pemeriksaan stationer juga dapat dilihat dengan melakukan uji stasioner terhadap ragam dan rata-rata. Uji stationer terhadap ragam dilakukan dengan menggunakan pengecekan *rounded value*.



Gambar 2. Plot Box-cox Harga Cabai Merah



Gambar 3. Plot Box-cox Harga Cabai Merah Transformasi

Pada gambar 2 diatas dapat dilihat bahwa nilai *rounded value* berada pada pada angka 0,5. Jika *rounded value* $\neq 1$ maka data tersebut nonstationer sehingga perlu dilakukan transformasi data. Setelah dilakukan transformasi maka didapatkan nilai *rounded value* = 1,00. Oleh karena itu data pada Gambar 3 menunjukkan harga cabai merah di Kota Bukittinggi dari Januari 2018 sampai Desember 2023 sudah stationer. Berikutnya, dilakukan uji stasioner terhadap rata-rata menggunakan uji ADF dengan software Eviews.

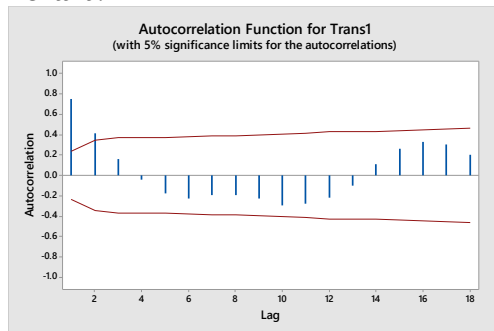
Tabel 1. Uji ADF

Statistik Uji	P-value	Keputusan
-4.0442	0.0021	Tolak H_0

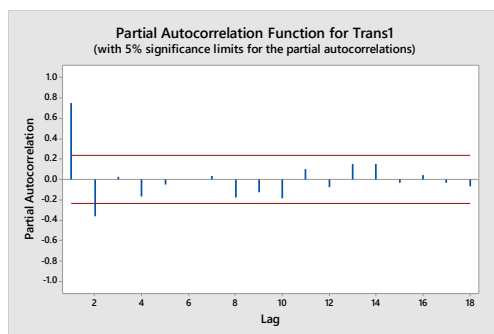
Dari hasil pengujian nilai ADF tersebut, didapatkan nilai statistik uji -4.044265 dan P -value $0,0021$ dimana $t_{hitung} > t_{tabel}$ dan P -value $< \alpha$ (0,05) maka tolak H_0 dan terima H_1 sehingga data tersebut sudah stationer. Dari

pemeriksaan ADF sudah dinyatakan data stationer maka tidak perlu dilakukan proses pembedaan atau *differencing*.

Langkah selanjutnya adalah *overfitting* data dengan mengacu pada hasil visual dari plot ACF dan PACF, kombinasi nilai p dan q dapat dipilih untuk membangun model ARMA sementara.



Gambar 4. ACF Harga Cabai Merah



Gambar 5. PACF Harga Cabai Merah

Berdasarkan Gambar 5, Terlihat pada plot ACF terdapat 2 lag pertama yang memotong batas interval kepercayaan, maka didapatkan nilai $q = 2$. Sementara pada Gambar 6, terlihat plot PACF terdapat 2 lag pertama yang memotong batas interval kepercayaan, maka didapatkan nilai $p = 2$. Pada kasus ini, data sudah stationer dan tidak dilakukan proses *differencing* Sehingga, nilai $d = 0$.

Setelah didapatkan nilai p dan q dari proses *overfitting* data, maka terbentuk model utama sementara ARMA yaitu (2, 0, 2). Lalu dilakukan kombinasi terhadap dugaan parameter dari model utama atau dengan menggunakan orde yang lebih rendah dari model utama. Dalam penelitian ini dilakukan *overfitting* pada 3 model, yaitu ARMA (2,0,2), ARMA (1, 0, 2), dan ARMA (1, 0, 1).

2. Pendugaan Parameter

Setelah didapatkan kombinasi dugaan parameter dari proses *overfitting* pada 3 model, maka dilakukan proses pendugaan parameter. Proses pendugaan parameter dilakukan untuk memilih model terbaik dari tahap *overfitting*. Parameter akan diuji apakah signifikan atau tidak terhadap model.

Tabel 3. Pengujian Model Sementara

Model ARMA	P-value			Nilai MSE	Parameter Signifikan
	AR	MA	Constan		
ARMA (2,0,2)	0.000	0.095	0.000	0.0000002	Tidak Signifikan
ARMA (1,0,2)	0.009	0.630	0.000	0.0000002	Tidak Signifikan
ARMA (1,0,1)	0.000	0.001	0.000	0.0000002	Signifikan

Pada Tabel 3, terlihat bahwa model ARMA (1,0,1) digunakan sebagai model sementara. Hal itu berdasarkan pada nilai $P - value < 0,05 (\alpha)$ sehingga model ini dikatakan sebagai model terbaik dan dapat digunakan dalam meramalkan harga cabai merah di Kota Bukittinggi. Setelah model didapatkan, maka dilakukan pengestimasi parameter, sebagai berikut:

Tabel 4. Estimasi Parameter Model ARMA (1,0,1)

Parameter	Koefisien	P-value
$AR_1(\varphi_1)$	0.608	0.000
$MA_1(\theta_1)$	-0.455	0.001
Konstanta (β_0)	0.001906	0.000

Tabel 4, menunjukkan estimasi parameter pada Model ARMA (1,0,1) yaitu $\varphi_1 = 0.608$, -0.455 dan $\beta_0 = 0.001906$. Setelah didapatkan hasil estimasi parameter uji signifikan parameter $AR_1(\varphi_1)$, $MA_1(\theta_1)$, dan Konstanta (β_0) dengan $P-value < 0,05 (\alpha)$ sehingga setiap parameter signifikan dalam model. Berdasarkan tahap estimasi parameter didapatkan persamaan Model ARMA (1,0,1) sebagai berikut:

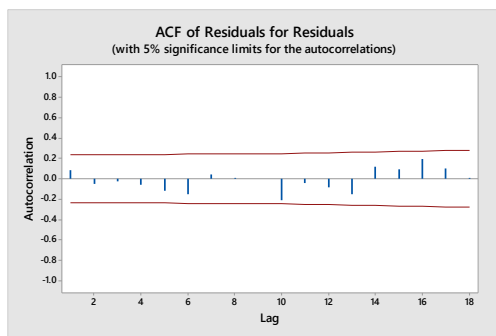
$$Z_t = (1 + \varphi_1)Z_{t-1} - \varphi_1 Z_{t-2} + \alpha_t + \theta_1 Y_{t-1}$$

$$Z_t = (1 + 0.608)Z_{t-1} - 0.608Z_{t-2} + \alpha_t - 0.455Y_{t-1} \quad (7)$$

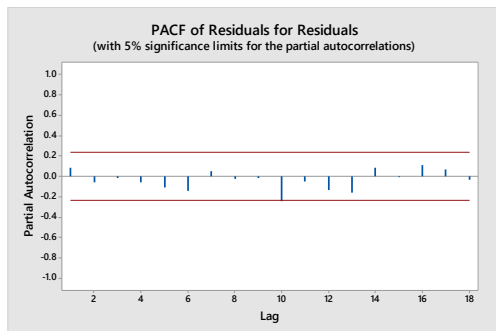
$$Z_t = (1.608)Z_{t-1} - 0.608Z_{t-2} + \alpha_t - 0.455Y_{t-1}$$

3. Pemeriksaan Diagnostik

Setelah model model terbaik diperoleh pada pendugaan parameter yaitu ARMA (1,0,1), sehingga pemeriksaan diagnostik tidak dilakukan karena model merupakan model tunggal. Langkah selanjutnya yaitu menganalisa plot RACF dan RPACF untuk membuktikan model yang didapatkan merupakan model terbaik untuk peramalan. Model dikatakan terbaik, jika plot RACF dan RPACF mendekati nol. Berikut plot RACF dan RPACF model ARMA (1, 0,1) menggunakan kolmogorov-smirnov:

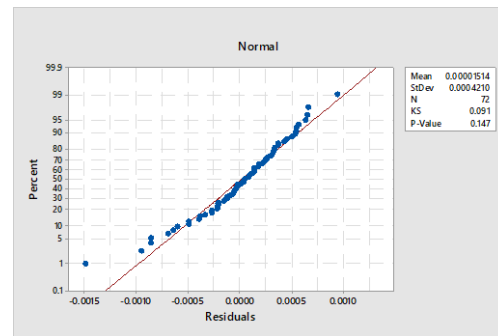


Gambar 6. Plot RACF Data Cabai Merah



Gambar 7. Plot RPACF Data Cabai Merah

Dari Gambar 6 dan Gambar 7, dapat dilihat bahwa hasil plot RACF dan RPACF data harga cabai merah Januari 2018 sampai Desember 2023 tidak mendekati nol dan tidak terdapat lag yang melewati batas signifikan sehingga model sementara yang sudah dibentuk sebelumnya merupakan model yang akurat dan dapat digunakan untuk meramalkan harga cabai merah di Kota Bukittinggi. Langkah selanjutnya, untuk lebih memastikan keakuratan model dilakukan uji normalitas data.



Gambar 8. Hasil Uji Normalitas Data

Berdasarkan Gambar 8, $P - value > \alpha = 0.147 > 0.05$ maka model ARMA (1,0,1) memenuhi uji normalitas. Sehingga, peramalan harga cabai merah di Kota Bukittinggi dapat menggunakan model ARMA (1,0,1).

4. Peramalan

Hasil pemodelan sementara yang sudah ditemukan sebelumnya, jika sudah signifikan dan memenuhi uji asumsi yang disyaratkan pada pembentukan model ARMA. Melalui tahap pemeriksaan diagnostik dengan memenuhi uji normalitas data harga cabai Kota Bukittinggi cukup memuaskan sehingga dapat digunakan dalam meramalkan harga cabai merah kedepannya. *Output* yang dihasilkan pada peramalan data dengan *software* Minitab dan EvIEWS adalah sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Peramalan Harga Cabai Merah Januari 2024 sampai Desember 2024

Periode	Peramalan
73	58243.853
74	57499.915
75	56765.48
76	56040.425
77	55324.632
78	54617.981
79	53920.355
80	53231.641
81	52551.723
82	51880.49
83	51217.831
84	50563.635

Hasil peramalan diatas menunjukkan peramalan pada 12 periode yang dilakukan mulai periode 73 sampai periode 84. Peramalan dilakukan untuk 1 tahun atau 12 bulan ke depan

yaitu peramalan untuk tahun 2024. Maka dapat kita lihat bahwa harga cabai merah selama 1 tahun ke depan yaitu bulan Desember 2024 sebesar Rp. 50563.635/kg atau dapat dilihat pada periode ke 84.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis harga cabai merah di Kota Bukittinggi Januari 2018 sampai Desember 2023 menggunakan metode ARMA dapat disimpulkan bahwa model ARMA (1, 0, 1), diperoleh hasil peramalan harga cabai merah di Kota Bukittinggi untuk periode Januari 2024 hingga Desember 2024. Periode 73 hingga 84 mewakili 12 bulan dalam setahun, dimulai dari Januari (periode 73) hingga Desember (periode 84). Berdasarkan data tersebut, harga cabai merah diperkirakan akan mengalami penurunan bertahap sepanjang tahun 2024.

Pada awal tahun, yaitu Januari 2024 (periode 73), harga diperkirakan mencapai Rp58.243,853. Harga ini secara perlahan menurun setiap bulan hingga mencapai Rp50.563,635 pada Desember 2024 (periode 84). Penurunan harga ini bersifat konsisten, tren penurunan ini dapat mencerminkan adanya prediksi peningkatan pasokan cabai merah atau penurunan permintaan pasar sepanjang tahun 2024. Namun, faktor eksternal seperti cuaca, kebijakan pemerintah, atau dinamika pasar bisa memengaruhi hasil sebenarnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. A. Wulandari, "Fluktuasi harga cabai merah di masa pandemi Covid 19 di Kota Jambi," *J. MeA (Media Agribisnis)*, vol. 5, no. 2, hal. 112–120, 2020.
- [2] BPS Kota Bukittinggi, "Statistika Daerah Kota Bukittinggi 2023," Bukittinggi, 2023. doi: 1101002.1375.
- [3] A. H. Ansori, "Analisis Efisiensi Usahatani Cabai Merah di Desa Junrejo Kecamatan Junrejo," 2024.
- [4] S. Miranda, "Peramalan Produksi Cabai Merah Keriting Menggunakan Metode Causal Forecasting (Studi Kasus pada Pasar Lelang Cabai Sleman)," 2020.
- [5] G. E. . Box dan G. M. Jenkins, *TIME SERIES ANALYSIS forecasting and control*. california, 1976.
- [6] I. Wibisonya, "Analisis risiko harga cabai merah keriting di Kabupaten Cianjur Provinsi Jawa Barat," *J. Agribus. Sci. Rural Dev.*, vol. 1, no. 2, hal. 23–29, 2022.
- [7] C. A. Melyani, A. Nurtsabita, G. Z. Shafa, dan E. Widodo, "Peramalan inflasi di Indonesia menggunakan metode Autoregressive Moving Average (ARMA)," *J. Math. Educ. Sci.*, vol. 4, no. 2, hal. 67–74, 2021.
- [8] R. J. Hyndman, *Forecasting: principles and practice*. OTexts, 2018.
- [9] F. F. Damanik, "Peramalan Produksi Cabe Besar Dan Cabe Rawit Di Kalimantan Tengah Dengan Metode Arima," *J. Agrienvi Fak. Pertan.*, 2019.
- [10] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, dan V. E. McGee, "Metode dan aplikasi peramalan," *Jakarta: Erlangga*, 1999.
- [11] D. N. Gujarati dan D. C. Porter, "Basic Econometrics, hardcover ed." McGraw-Hill Education: New York, NY, USA, 2008.
- [12] C. Chatfield dan H. Xing, *The analysis of time series: an introduction with R*. Chapman and hall/CRC, 2019.
- [13] D. A. Dickey dan W. A. Fuller, "Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 74, no. 366a, hal. 427–431, 1979.
- [14] R. H. Shumway, D. S. Stoffer, dan D. S. Stoffer, *Time series analysis and its applications*, vol. 3. Springer, 2000.
- [15] P. J. Brockwell dan R. A. Davis, *Introduction to time series and forecasting*. Springer, 2002.
- [16] M. Hasan, G. Wathodkar, dan M. Muia, "ARMA model development and analysis for global temperature uncertainty," *Front. Astron. Sp. Sci.*, vol. 10, hal. 1–20, 2023, doi: 10.3389/fspas.2023.1098345.