Vol. 10, No. 2, Oktober 2025, Page. 389-401
https://journal.uin-alauddin.ac.id/index.php/instek
p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI

ARIMAX dengan Variasi Kalender Idul Adha dan Natal Untuk Prediksi Harga Komoditas Cabai Keriting di Jawa Timur

Nada Salsabila[*1], Aviolla Terza Damaliana[2], Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra[3]

[1,2,3]Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Indonesia
Email: [1]ndsabila22@gmail.com, [2]aviolla.terza.sada@upnjatim.ac.id,
[3]wahyu.s.j.saputra.if@upnjatim.ac.id

Abstrak

Tingginya konsumsi cabai di Jawa Timur menjadikan komoditas ini sebagai salah satu kebutuhan yang sangat diperhatikan oleh masyarakat. Dari fenomena tersebut timbul permasalahan adanya data yang menunjukkan kondisi fluktuasi harga dari tanaman itu sendiri, salah satunya cabai keriting. Ketidakstabilan harga tersebut dapat menimbulkan dampak terhadap daya beli masyarakat, serta menyulitkan pemerintah dalam merumuskan strategi distribusi dan pengendalian pasokan komoditas secara tepat waktu. Oleh karena itu, untuk mengurangi pola fluktuasi harga yang semakin tidak stabil di masa mendatang, penting untuk dilakukan prediksi harga komoditas cabai keriting di Jawa Timur. Pendekatan yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* (ARIMAX) untuk memprediksi harga harian cabai keriting periode 1 Januari 2022 hingga 31 Desember 2024, dengan menambahkan variasi kalender Idul Adha dan Natal sebagai variabel eksogen. Data yang digunakan merupakan data sekunder harian harga cabai keriting di Provinsi Jawa Timur yang diperoleh dari situs resmi SISKAPERBAPO. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa model terbaik adalah ARIMAX(3,1,2) dengan nilai AIC sebesar 17794,185 dan MAPE sebesar 12,04%, yang lebih baik dibandingkan model ARIMA tanpa variabel eksogen dengan MAPE sebesar 17,50%. Hasil ini menunjukkan bahwa penambahan faktor variasi kalender keagamaan mampu meningkatkan akurasi prediksi dan memberikan kontribusi penting dalam upaya stabilisasi harga komoditas pangan di Jawa Timur.

Kata kunci: ARIMAX, Harga Cabai Keriting, Prediksi, Variasi Kalender

Abstract

The high level of chili consumption in East Java makes this commodity one of the most closely monitored necessities by the public. This phenomenon has led to the issue of fluctuating price data, particularly for curly chili. Such price instability can affect consumers' purchasing power and make it difficult for the government to formulate effective strategies for distribution and supply control in a timely manner. Therefore, to reduce increasingly unstable price fluctuations in the future, it is important to forecast the price of curly chili commodities in East Java. This study employs the Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (ARIMAX) method to predict daily curly chili prices from January 1, 2022, to December 31, 2024, by incorporating calendar variations of Eid al-Adha and Christmas as exogenous variables. The data used are daily secondary price data of curly chili in East Java Province, obtained from the official SISKAPERBAPO website. The modeling results indicate that the best model is ARIMAX(3,1,2) with an AIC value of 17,794.185 and a MAPE of 12.04%, which outperforms the ARIMA model without exogenous variables, which achieved a MAPE of 17.50%. These findings demonstrate that incorporating religious holiday calendar variations as exogenous factors enhances predictive accuracy and provides an important contribution to efforts in stabilizing food commodity prices in East Java.

Keywords: *ARIMAX, Curly Chili Price, Calendar Variation, Prediction*

This work is an open access article and licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi, khususnya di bidang *data science*, memungkinkan pengolahan data berukuran besar secara efisien untuk menghasilkan informasi yang mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Salah satu peran utamanya adalah *predictive modeling*, yaitu memprediksi kejadian masa

p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI

depan berdasarkan pola historis. Dalam konteks ketahanan pangan, kemampuan prediktif ini penting untuk mengantisipasi fluktuasi harga yang berdampak pada masyarakat dan ekonomi.

Cabai adalah komoditas hortikultura unggulan yang menghasilkan nilai ekonomi cukup tinggi di negara Indonesia. Tingginya nilai ekonomi yang dihasilkan dari penjualan cabai ini, tidak lepas dari peranan cabai sebagai salah satu kebutuhan konsumsi pelengkap bumbu masakan suatu makanan di Indonesia. Ketergantungan masyarakat pada cabai tidak hanya terbatas pada rumah tangga, namun juga meluas ke berbagai industri, mulai dari industri rumahan hingga pabrik besar khususnya dalam industri makanan dan minuman. Selain untuk konsumsi segar, cabai juga banyak diolah menjadi produk turunan seperti saus, bubuk cabai, dan makanan olahan lainnya yang memiliki nilai tambah dalam sektor industri.

Data dari Kementerian Pertanian dalam [1] menunjukkan bahwa konsumsi cabai di Indonesia terus mengalami kenaikan sejak tahun 2000 hingga 2022. Penggunaan cabai sebagai bahan makanan mengalami peningkatan sebesar 5,18% per tahunnya, dengan perbandingan konsumsi awal sebanyak 696 ribu ton pada tahun 2000 menjadi 960 juta ton di tahun 2022. Hal ini kemudian diperkuat dengan hasil prediksi data proyeksi pertumbuhan konsumsi cabai yang ada, konsumsi cabai di Indonesia diperkirakan akan terus meningkat hingga tahun 2027 sebesar 1,42 ribu ton dengan total persentase pertumbuhan pertahunnya sebesar 3,32%. Sedangkan melalui data Disperindag pada tren grafik tahunan di Provinsi Jawa Timur, harga cabai keriting pada tahun 2021 berada di kisaran rerata 26.133 ribu rupiah. Kemudian pada tahun 2022 harga cabai keriting tersebut mengalami lonjakan tinggi sebesar 73%, dengan jumlah harga rata-rata tahunannya berada di kisaran 45.214 ribu rupiah. Selanjutnya pada tahun 2023, harga cabai justru mengalami penurunan sebesar 18% dengan harga 37.034 ribu rupiah.

Berdasarkan fenomena yang terjadi terkait tingginya permintaan konsumsi cabai di Jawa Timur, timbul suatu permasalahan yaitu adanya data yang menunjukkan kondisi fluktuasi harga dari tanaman cabai itu sendiri, salah satunya komoditas cabai keriting. Fluktuasi harga merupakan kondisi terjadinya perubahan kenaikan atau penurunan harga pada periode tertentu, diakibatkan oleh adanya anomali atau peristiwa tertentu [2]. Fluktuasi harga pangan dapat memengaruhi berbagai aspek perekonomian dan kehidupan masyarakat. Pola harga yang tidak stabil, dapat berpengaruh terhadap kesejahteraan pelaku penggerak ekonomi, baik produsen maupun konsumen. Dalam sektor pertanian, lonjakan harga komoditas seperti cabai, sering kali memberikan dampak signifikan pada inflasi yang mengakibatkan terjadinya penurunan daya beli masyarakat [3]. Oleh karena itu, untuk mengurangi pola fluktuasi harga komoditas cabai yang semakin tidak stabil di masa mendatang, penting untuk dilakukan prediksi dan memahami tren fluktuasi harga komoditas Cabai di Jawa Timur.

Menurut [4] peristiwa eksternal seperti pandemi, dapat memengaruhi pola data secara signifikan. Hal ini menegaskan bahwa kejadian musiman maupun eksternal, seperti hari besar keagamaan, cuaca ekstrem, atau gangguan distribusi, juga dapat menyebabkan fluktuasi harga komoditas pangan seperti cabai dalam periode waktu tertentu. Apabila fluktuasi tersebut terjadi berulang dengan intensitas yang tinggi, maka kondisi tersebut dapat berkembang menjadi volatilitas harga. Volatilitas harga muncul akibat ketidakseimbangan antara permintaan dan penawaran di pasar global, dan kondisi ini sering terjadi pada negara-negara berkembang seperti Indonesia [5]. Ketidakstabilan harga pangan global dapat memicu inflasi, memperlambat laju pertumbuhan ekonomi, serta menekan daya beli masyarakat berpenghasilan rendah. Selain itu, fluktuasi harga yang tidak menentu menimbulkan ketidakpastian bagi produsen dan pelaku usaha pertanian karena sulitnya melakukan prediksi harga, sehingga mengganggu proses perencanaan produksi maupun distribusi [6]. Oleh karena itu, peningkatan akurasi dalam peramalan harga sangat penting untuk mendukung kebijakan pemerintah dalam menjaga kestabilan harga dan memperkuat ketahanan pangan nasional.

Berdasarkan studi literatur, model ARIMAX merupakan model yang cukup umum digunakan dalam merancang sebuah prediksi. Pada penelitian berjudul Forecasting *The Price Of Shallots And Red Chilies Using The ARIMAX Model*, metode yang digunakan adalah ARIMAX dengan variabel eksogen berupa *dummy* bulanan dan berbagai kalender hari raya keagamaan. Hasil penelitian menunjukkan nilai evaluasi model yang cukup, dengan MAPE sebesar 17,36% untuk model ARIMAX (1,0,1) pada data out sample bawang merah, dan 25,62% untuk model ARIMAX (1,0,2) pada cabai merah [7]. Penelitian lain dengan judul Perbandingan metode ARIMA dan ARIMAX dalam Memprediksi Jumlah Wisatawan Nusantara di Pulau Bali, dengan data yang digunakan pada penelitian ini adalah data jumlah kunjungan wisatawan Nusantara di Pulau Bali untuk model dasar ARIMA, dan penambahan data Tingkat inflasi sebagai variabel eksogen pada model ARIMAX. Hasil akhir penelitian ini menunjukkan bahwa model

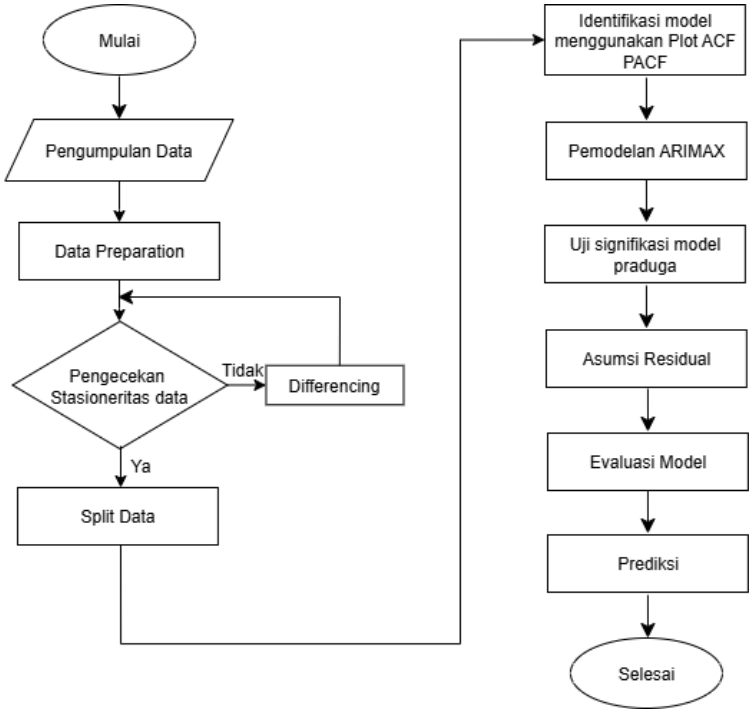
p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI

ARIMAX terbukti memberikan nilai evaluasi yang lebih baik dibandingkan model ARIMA. Dengan MAPE 27,76% untuk model ARIMAX (1,0,0), dan MAPE 29,78% untuk model ARIMA (1,1,1) [8].

Berdasarkan fenomena yang terjadi pada latar belakang dan berdasarkan studi literatur, tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan pemodelan ARIMAX (*Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables*) dengan penerapan variasi kalender sebagai faktor eksogen tambahan dalam memprediksi harga komoditas cabai keriting di Jawa Timur. Penggunaan variasi kalender dalam model ARIMAX, sesuai dengan pola fluktuasi harga cabai yang dipengaruhi oleh beberapa faktor eksternal seperti musiman, cuaca, hingga peristiwa tertentu yang secara signifikan memengaruhi fluktuasi harga cabai. Adanya kemampuan ARIMAX dalam menangkap pola eksogen tersebut, memungkinkan model untuk membaca keterkaitan antara peristiwa khusus yang terjadi dengan kondisi fluktuasi harga cabai. Sehingga model dapat mengurangi terjadinya kesalahan hasil prediksi dan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, metode *Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* (ARIMAX) digunakan sebagai model dalam melakukan prediksi harga komoditas cabai keriting di Jawa Timur. Adapun alur kerja metode tersebut dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Pengambilan data merupakan tahap awal yang krusial dalam memperoleh informasi yang relevan untuk menyelesaikan suatu permasalahan [9]. Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan data sekunder harga jenis komoditas cabai keriting di Provinsi Jawa Timur, yang merupakan data *time series* harian. Sumber data pada penelitian ini diperoleh melalui website SISKAPERBAPO milik Disperindag Provinsi Jawa Timur. Variabel dependen yang digunakan merupakan harga jual konsumen cabai keriting per kilogram. Sedangkan variabel eksogen yang digunakan merupakan data *dummy* variasi kalender berupa 2 hari libur nasional keagamaan yaitu Idul Adha dan Natal. Jumlah data yang digunakan terdiri dari 1.096 baris dan 3 kolom, dengan rentang waktu pengambilan data dimulai pada tanggal 1 Januari 2022 sampai 31 Desember 2024. Adapun dataset yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1 di bawah ini.

p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI

Tabel 1. Dataset Harga Komoditas Cabai Keriting dan eksogen Libur Nasional Keagamaan

Tanggal	Harga Cabai	Variabel Eksogen	
		X1	X2
01/01/2022	31062	1	1
02/01/2022	30887	0	1
03/01/2022	30664	0	1
⋮	⋮	⋮	⋮
29/12/2024	44945	1	1
30/12/2024	47836	1	1
31/12/2024	47269	1	1

Pada tabel 1 di atas, kolom dengan judul X1 dan X2 merupakan kolom yang berisikan *dummy* perayaan hari libur nasional. Dimana X1 untuk perayaan Idul Adha dan X2 Natal. Data *dummy* yang digunakan merupakan data biner dengan nilai 1 dan 0. Dengan

a) 1: untuk 7 hari sebelum perayaan, saat hari perayaan berlangsung, dan 7 hari setelah perayaan berlangsung.
b) 0: untuk hari lain yang tidak dalam periode perayaan hari besar.

Berdasarkan data Disperindag Provinsi Jatim [10] pada grafik harga cabai konsumen periode 2022-2024, pemilihan periode Idul Adha dan Natal sebagai variabel eksogen didasarkan pada pola lonjakan harga yang terjadi menjelang dan saat kedua hari besar tersebut berlangsung. Pada periode Idul Adha di tahun 2022, harga sebelum perayaan mengalami peningkatan dari Rp71.682 pada tanggal 3 Juli 2022 menjadi Rp78.086 pada saat Idul Adha berlangsung. Kemudian kenaikan terus terjadi setelah periode Idul Adha, puncaknya pada tanggal 13 Juli 2022 harga cabai keriting menyentuh Rp85.176. Hal ini juga terjadi pada periode Natal di tahun 2024, harga 7 hari sebelum Natal berada di kisaran Rp27.563 dan mengalami kenaikan hingga menyentuh Rp36.248 pada saat Natal berlangsung. Kemudian harga terus naik hingga akhir bulan Desember mencapai Rp47.269. Hal tersebut mengindikasikan bahwa perayaan Idul Adha dan Natal memberikan dampak signifikan terhadap fluktuasi harga cabai keriting di Jawa Timur, sehingga dapat digunakan sebagai variabel eksogen model prediksi.

Adapun periode eksogen yang digunakan dalam penelitian ini mencakup rentang waktu yang telah ditetapkan berdasarkan kalender masing-masing tahun. Untuk perayaan Idul Adha, rentang waktu yang digunakan adalah tanggal 3 hingga 17 Juli 2022, 22 Juni hingga 6 Juli 2023, dan 10 hingga 24 Juni 2024. Sementara itu, untuk perayaan Natal, digunakan periode tanggal 18 Desember hingga 1 Januari untuk tahun 2022-2024. Pemilihan rentang waktu dalam kurun 7 hari sebelum dan setelah perayaan hari besar ini, didasari pada dampak perayaan hari besar keagaamaan terhadap kenaikan harga cabai. Peningkatan harga umumnya terjadi karena lonjakan permintaan menjelang hari raya dan ketidakstabilan pasokan beberapa hari setelahnya. Hal ini diperkuat dengan penelitian yang dilakukan oleh Dani [11] yang menerapkan penggunaan variabel eksogen dengan rentang 7 hari sebelum dan setelah pada perayaan Idul Fitri, Natal, dan Tahun Baru.

2.2. Data Preparation

Tahapan persiapan dilakukan dengan dua langkah yaitu *preprocessing* data dan eksplorasi data. Langkah *preprocessing* yang dilakukan pada penelitian ini adalah dengan memastikan bahwa tidak ada nilai kosong pada setiap baris dan kolom pada dataset. Kemudian, pada proses eksplorasi dilakukan tahapan untuk mengetahui permasalahan yang terjadi pada dataset [12]. Langkah eksplorasi yang dilakukan adalah dengan menampilkan analisis deskriptif dan visualisasi data harga komoditas cabai keriting di Jawa Timur. Selain itu, pada tahapan ini juga dilakukan proses *splitting* data untuk membedakan data pelatihan dengan pengujian. Pada penelitian ini, pembagian data dilakukan dengan pendekatan *time series*, dengan menetapkan tanggal 25 Desember 2024 sebagai batas pemisah antara data latih dan data uji. Dengan demikian, data latih mencakup seluruh data sebelum tanggal 25 Desember 2024, sedangkan data uji mencakup 7 hari terakhir mulai dari tanggal 25 Desember 2024 hingga 31 Desember 2024.

2.3. Pengujian Stasioneritas Data

Tahapan awal yang perlu dilakukan dalam pemodelan ARIMAX adalah melakukan pengujian kestasioneritasan data. Stasioneritas adalah suatu kondisi data yang memenuhi kriteria nilai mean dan varians nya berada pada waktu yang konstan atau tidak mengalami perubahan sistematik dalam waktu [13]. Metode pengujian untuk mengetahui kestasioneran data yang dilakukan pada penelitian ini adalah uji ADF (Augmented Dickey Fuller), dengan statistik uji:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_{2t} + \delta Y_{t-1} + \alpha_1 \Delta Y_{t-1} + \alpha_2 \Delta Y_{t-2} + \ldots + \alpha_m \Delta Y_{t-m} + \varepsilon_t \qquad (1)$$

Perubahan Y nilai variabel pada waktu (ΔY_t) dijelaskan oleh konstanta β_1, tren waktu linier β_{2t}, serta lag dari variabel itu sendiri Y_{t-1}, dan perbedaan pertama deret pada waktu t-1 (ΔY_{t-1}). Dengan hipotesis:
H_0: $\rho = 0$ (memiliki akar unit root yang berarti data tidak stasioner)
H_1: $\rho \neq 0$ (tidak memiliki akar unit root yang berarti data bersifat stasioner)

Pada uji ADF, asumsi data dikatakan stasioner apabila nilai *p-value* yang dihasilkan tidak lebih dari sama dengan nilai kritis 0,05. Apabila data menghasilkan nilai *p-value* di atas 0,05 maka perlu dilakukan proses *differencing* sebanyak *n* kali hingga menghasilkan nilai *p-value* yang sesuai.

2.4. Inisialisasi Parameter Model

Penentuan parameter atau orde model ARIMA diawali dengan tahap visualisasi melalui plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Metode ARIMA merupakan metode yang bekerja dengan mengabaikan penggunaan variabel independen pada saat pembuatan prediksi, dan mengutamakan penggunaan variabel dependen pada data lampau dan saat ini untuk menghasilkan nilai prediksi [14]. Bentuk umum dari model ARIMA(p,d,q) dituliskan dalam persamaan berikut

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \mu' \theta_q(B) a_t \qquad (2)$$

Persamaan (2) merupakan model ARIMA(p,d,q) dasar. $\phi_p(B)$ mewakili bagian autoregresif (AR), $(1-B)^d$ untuk melakukan diferensiasi terhadap data, dan Z_t adalah variabel utama yang diamati pada waktu ke-t. Kemudian konstanta μ' adalah mean dari proses, $\theta_q(B)$ merupakan bagian moving *average*, sedangkan a_t adalah nilai error acak yang mengganggu proses pada waktu ke-t. Pada penelitian ini, inisialisasi parameter untuk model awal ARIMAX dilakukan dengan membaca banyaknya jumlah lag yang keluar pada plot ACF dan PACF ARIMA. Plot ACF digunakan untuk mengidentifikasi jumlah lag signifikan yang berhubungan dengan komponen moving average (q), sedangkan plot PACF digunakan untuk menentukan jumlah lag signifikan pada komponen *autoregressive* (p) [15].

Tabel 2. Karakteristik plot ACF PACF

Proses	ACF	PACF
AR(p)	Korelasi menurun secara bertahap	Korelasi terputus setelah lag ke-p
MA(q)	Korelasi terputus setelah lag ke-q	Korelasi menurun secara bertahap
ARMA(p,q)	Korelasi menurun secara bertahap setelah lag ke-(q,p)	Korelasi menurun secara bertahap setelah lag ke-(q,p)

2.5. Pemodelan ARIMAX dan Identifikasi Model Signifikan

Model ARIMAX adalah model ARIMA yang ditambahkan dengan variabel eksogen. Variabel eksogen ini dapat berupa variabel *dummy* untuk menangkap efek variasi kalender [11]. Variasi kalender merupakan pola musiman dengan periode yang bervariasi, disebabkan oleh perbedaan hari kerja serta perayaan hari besar tertentu yang dapat berbeda setiap bulan atau tahun [16]. Untuk membentuk model ARIMAX perlu dilakukan penambahan komponen eksogen dengan notasi yang dilambangkan sebagai atau $X_{i,t}$. Adapun penambahan variabel eksogen yang membentuk model ARIMAX sebagai berikut

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \mu' \theta_q(B) a_t + \beta X_t \quad (3)$$

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \mu'\theta_q(B)a_t + \beta_1 X_{1,t} + \beta_2 X_{2,t} + \cdots + \beta_m X_{m,t} \qquad (4)$$

Persamaan (3) merupakan model ARIMA dasar yang ditambahkan dengan komponen βX_t sebagai variabel eksogen. Sedangkan pada persamaan (4) merupakan perluasan model ARIMAX pada persamaan (1) dengan nilai variabel *dummy*/ektsernal m dilambangkan $X_{1,t}$, $X_{m,t}$ untuk waktu ke-*t*, dimana setiap variabel *dummy* memiliki nilai koefisiennya β_i.

Pada tahapan ini, parameter orde model yang telah dikatakan signifikan, akan dijadikan sebagai inputan orde untuk pemodelan ARIMAX. Pemodelan bekerja dengan menambahkan variabel eksogen (x) berupa eksogen variasi hari libur nasional keagamaan sebagai inputan tambahan pada variabel target (y) berupa harga komoditas cabai keriting.

2.6. Uji Asumsi Residual

1. Uji Normalitas

Tujuan dilakukannya uji normalitas adalah untuk memastikan bahwasannya nilai residual dari model berdistribusi normal. Pengujian distribusi normal untuk residu dapat diperiksa menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis [17]:

H_0: $F(a_t) = F_0(a_t)$ (residu berdistribusi normal)

H_1: $F(a_t) \neq F_0(a_t)$ (residu tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

$$KS = Sup|F(a_t) - F_0(a_t)| \qquad (5)$$

Kriteria pengujian:

H_0 ditolak, jika nilai dari $p - value < \alpha = 0{,}05$.

2. Uji *White noise*

Tujuan dilakukan pengujian asumsi *White noise* adalah untuk memastikan bahwasannya nilai residual tidak menunjukkan adanya pola autokorelasi atau bersifat acak. Pengujian *White noise* dapat dilakukan dengan uji *L-jung-Box* dengan hipotesis:

H_0: $\rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_m = 0$ (tidak ada korelasi antar residu)

H_1: memiliki paling tidak satu $\rho_i \neq 0$ untuk $i = 1,2,\ldots,m$ (terdapat korelasi antar residu)

Statistik uji:

$$Q_k = n(n+2)\sum_{k=1}^{m} \frac{(\hat{\rho}_k{}^2)}{(n-k)} \qquad (6)$$

Kriteria pengujian:

H_0 ditolak, jika nilai dari $\mathrm{Q} > \mathrm{X}^2{}_{1-\alpha;\mathrm{k-p-q}}$ atau $p - value < \alpha = 0{,}05$.

3. Uji Heteroskedastisitas

Tujuan dilakukannya uji heteroskedastisitas ini adalah untuk memastikan bahwasannya nilai variansi dari residual bersifat konstan. Pengujian heteroskedastisitas pada hasil residu dilakukan menggunakan pengujian *Goldfeld-Quandt* dengan hipotesis:

H_0: tidak terdapat heteroskedastisistas (varians residual konstan)

H_1: terdapat heteroskedastisitas (varians residual berbeda)

Statistik uji:

$$F = \frac{RSS_2/df}{RSS_1/df} \qquad (7)$$

Kriteria pengujian:

H_0 ditolak, jika nilai dari $F_{hitung} > F_{a,df_2,df_1}$ atau $p - value < \alpha = 0{,}05$.

2.7. Evaluasi Model

Untuk mengukur model ARIMAX dapat bekerja dengan baik dalam melakukan prediksi, perhitungan akurasi yang digunakan pada model ARIMAX dalam penelitian ini adalah (MAPE) *Mean Absolute Percentage Error*. Dimana semakin kecil nilai persentase indikator tersebut, maka hasil prediksi yang dihasilkan dari model akan semakin akurat [18]. Dalam MAPE, suatu hasil prediksi dinilai sangat akurat apabila memiliki persentase MAPE kurang dari 10%, sedangkan persentase MAPE antara 10% hingga 20% menunjukkan tingkat akurasi yang baik [19]. Adapun persamaan dituliskan sebagai berikut

Vol. 10, No. 2, Oktober 2025, Page. 389-401
https://journal.uin-alauddin.ac.id/index.php/instek
p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI

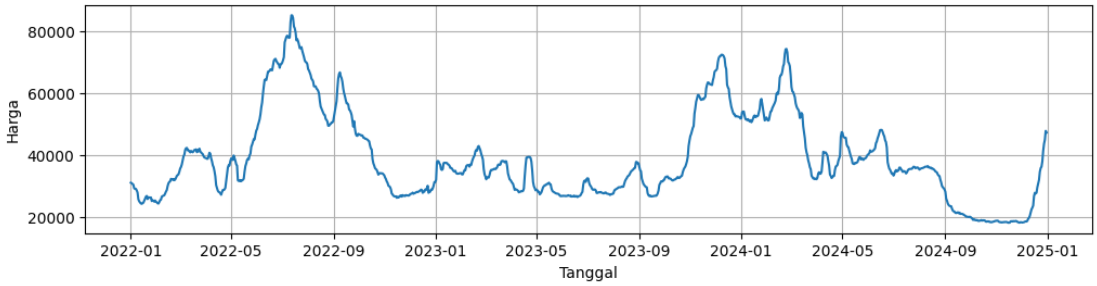
$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t}\right| \times 100 \qquad (8)$$

Dalam formula pada persamaan (8), Y_t adalah nilai data time series pada periode waktu ke-t, $\hat{Y}_t$ merupakan nilai prediksi pada waktu ke- t, sedangkan n merupakan periode waktu data yang sedang digunakan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Karakteristik Harga Cabai Keriting

Pada penelitian ini, karakteristik harga cabai keriting dianalisis melalui visualisasi data harga dari Januari 2022 hingga Desember 2024. Visualisasi ini memberikan gambaran mengenai pola pergerakan harga dari waktu ke waktu. Selain itu, dilakukan pula perhitungan statistik deskriptif untuk memberikan informasi mengenai nilai rata-rata, simpangan baku, nilai minimum, maksimum, serta penyebaran data secara umum. Analisis ini bertujuan untuk memahami dinamika harga cabai keriting sebelum dilakukan pemodelan prediktif.



Gambar 2. Grafik Harga Cabai Keriting di Jawa Timur

Pada grafik harga cabai keriting di Jawa Timur yang ditunjukkan pada Gambar 2, terlihat adanya fluktuasi harga yang cukup tajam pada periode 2022 hingga akhir 2024. Tahun 2022 merupakan tahun dengan lonjakan harga cabai keriting tertinggi dengan harga tertingginya mencapai 85.000 ribu rupiah. Kemudian, pada tahun 2023 dan 2024 pola fluktuasi sedikit mengalami penurunan jika dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Meskipun pola fluktuasi harga masih terlihat, namun pergerakannya cenderung lebih stabil.

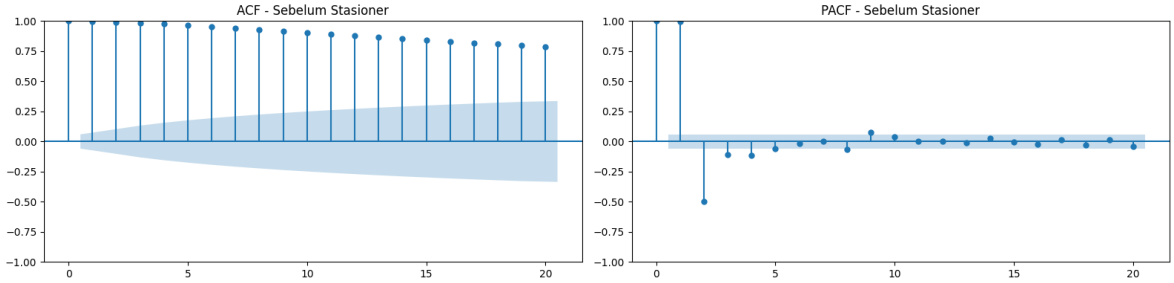
Tabel 3. Statistik Deskriptif Harga Cabai Keriting di Jawa Timur

Tahun	Rata-rata	Maksimum	Minimum	Standar Deviasi
2022	43324.40	85257	24225	16339.93
2023	36868.53	72474	26418	11551.70
2024	36405.90	74367	18115	13826.90

Berdasarkan hasil statistik deskriptif pada Tabel 3, tahun 2022 mencatat rata-rata harga tertinggi sebesar 43.324 ribu rupiah dengan standar deviasi paling besar, menunjukkan variasi harga yang sangat tinggi. Tahun 2023 mengalami penurunan rata-rata harga menjadi 36.868 ribu rupiah dengan standar deviasi lebih rendah, menandakan fluktuasi yang sedikit lebih stabil. Kemudian pada tahun 2024 menunjukkan rata-rata harga yang masih cukup tinggi, yaitu Rp36.405, namun variasinya kembali meningkat dibanding tahun sebelumnya.

3.2. Uji Stasioneritas Data

Vol. 10, No. 2, Oktober 2025, Page. 389-401
https://journal.uin-alauddin.ac.id/index.php/instek
p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI



Gambar 3. Plot ACF PACF Sebelum Stasioner

Berdasarkan hasil visualisasi pada Gambar 3, seluruh lag yang dihasilkan pada plot ACF berada di luar batas signifikansi, yang menunjukkan bahwasannya data masih belum stasioner karena memiliki autokorelasi dan pola trend yang kuat. Untuk memastikan bahwa data belum stasioner, dilakukan pengujian menggunakan uji ADF.

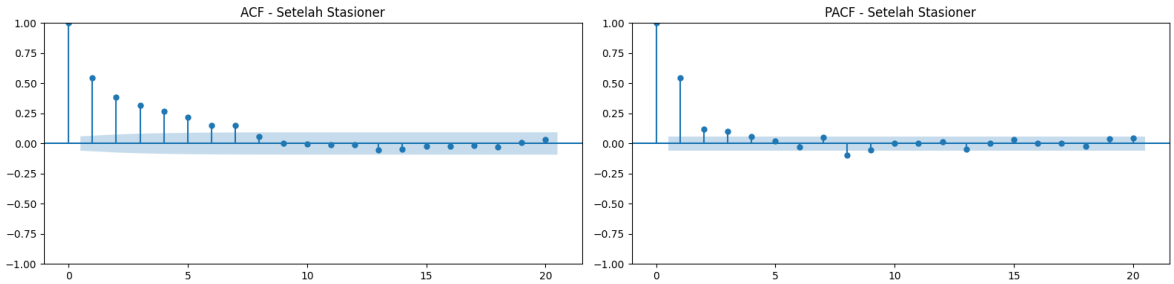
Tabel 4. Pengujian ADF Data Harga Cabai Keriting

Hasil	Statistik	*p-value*	Keputusan
Sebelum *diff*	-2.678287	0.077871	Gagal Tolak H_0
Setelah *diff* pertama	-9.403629	0.000000	Tolak H_0

Berdasarkan hasil uji pada Tabel 4, pengujian pertama menunjukkan keputusan gagal tolak H_0, karena nilai $p - value$ lebih besar dari taraf signifikansi 0,05. Kemudian setelah dilakukan *differencing*, nilai $p - value$ lebih kecil dari taraf signifikansi sehingga didapatkan keputusan tolak H_0 atau data telah stasioner.

3.3. Inisialisasi Parameter Model

Inisialisasi parameter model dilakukan dengan membuat visualisasi plot ACF PACF terhadap data yang telah stasioner. Hasil lag pada plot ACF digunakan sebagai penentu orde (q), dan plot PACF sebagai penentu orde (p).



Gambar 4. Plot ACF PACF Setelah Stasioner

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 4, korelasi terputus setelah lag ke 7 dan lag ke 4. Sehingga dapat diketahui orde yang dapat digunakan untuk parameter model AR adalah 4, dan MA adalah 7, sedangkan orde untuk parameter model I (*differencing*) adalah 1.

3.4. Pemodelan ARIMA

1. Uji Signifikansi

   Tahapan pemodelan ARIMA dilakukan pada data latih dari variabel target, yaitu data harga komoditas cabai keriting menggunakan autoarima. Berdasarkan hasil pemodelan, didapatkan model signifikan dengan nilai AIC terkecil adalah model ARIMA(1,1,2).

Tabel 5. Hasil ARIMA (1,1,2)

Parameter	Variabel	Koefisien	*Standar Error*	$p - value$	AIC
ARIMA	AR(1)	0.7410	0.049	0.000	17669.128

p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI

(1,1,2)	MA(1)	-0.3606	0.053	0.000
	MA(2)	-0.0707	0.034	0.039

Adapun persamaan model ARIMA(1,1,2) dengan dituliskan dalam persamaan:

$$(1 - 0.7410B)(1 - B) = (1 - 0.3606B - 0.0707B^2)a_t \quad (9)$$

2. Uji Asumsi Residual

Setelah didapatkan model ARIMA yang signifikan, selanjutnya dilakukan pengujian diagnostik pada hasil residual model. Hasil pengujian residual pada model ARIMA(1,1,2) dilakukan dengan nilai signifikansi 0,05, diperoleh hasil pengujian yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Uji Diagnostik Model ARIMA (1,1,2)

Model	$p - value$		
	Normalitas	***White noise***	**Heteroskedastisitas**
ARIMA (1,1,2)	1.978×10^{-248}<0.05 (tidak berdistribusi normal)	0.395>0,05 (*White noise*)	0.930 >0.05 (homogen)

Berdasarkan hasil pengujian asumsi residual pada Tabel 6, model ARIMA(1,1,2) telah memenuhi residual bersifat acak dan konstan. Sedangkan pada pengujian normalitas hipotesis nol ditolak, atau residual model belum memenuhi asumsi normalitas. Menurut [20] model ARIMA(1,1,2) tetap dapat digunakan, karena model yang dihasilkan signifikan dan memiliki nilai AIC terkecil. Selain itu, model ARIMA (1,1,2) telah memenuhi asumsi penting seperti bersifat *white noise* dan homogen.

3.5. Pemodelan ARIMAX

1. Uji Signifikansi

Tahapan pemodelan ARIMAX dilakukan dengan menambahkan data eksogen berupa *dummy* perayaan Idul Fitri dan Natal. Hasil pemodelan dari setiap estimasi yang telah terbentuk, selanjutnya akan dilakukan pengujian signifikansi. Sebuah parameter dapat dikatakan sebagai model ARIMAX signifikan apabila nilai $|t_{hitung}|$ yang dihasilkan dari setiap variabel lebih besar dibandingkan nilai t_{tabel} nya. Dengan kata lain, untuk menentukan bahwa model signifikan, nilai $p - value$ harus lebih kecil dibandingkan taraf signifikansi sebesar 0,05.

Tabel 7. Hasil Uji Signifikansi Model ARIMAX Signifikan

Parameter	**AIC**	**Hasil**
(0,1,1)	17897.537	
(0,1,2)	17848.127	
(0,1,3)	17826.844	
(0,1,4)	17818.037	
(0,1,5)	17809.028	
(0,1,7)	17795.707	Signifikan
(1,1,0)	17824.210	
(1,1,1)	17798.539	
(2,1,0)	17807.522	
(3,1,0)	17800.478	
(3,1,2)	17794.185	

Berdasarkan hasil pemodelan, didapatkan 11 model yang signifikan, kemudian dipilih satu model dengan nilai AIC terkecil yang akan digunakan sebagai model terpilih untuk melakukan prediksi. Sehingga model ARIMAX(3,1,2) adalah model yang dapat digunakan sebagai prediksi.

Tabel 8. Hasil ARIMAX(3,1,2)

Parameter	**Variabel**	**Koefisien**	***Standar Error***	$p - value$
ARIMAX	X1	930.1603	295.171	0.002

(3,1,2)	X2	-1732.4922	145.151	0.000
	AR(1)	1.8718	0.110	0.000
	AR(2)	-1.1724	0.134	0.000
	AR(3)	0.2106	0,044	0.000
	MA(1)	-1.5269	0,109	0.000
	MA(2)	0.7076	0,088	0.000

Adapun persamaan model ARIMAX (3,1,2) dengan dituliskan dalam persamaan:

$$(1 - 1{,}8718B + 1{,}1724B^2 - 0{,}2106B^3)(1 - B)Z_t = (1 - 1{,}5269B + 0{,}7076B^2)a_t + 930{,}1603X_{1,t} - 1732{,}4922X_{2,t} \quad (9)$$

Berdasarkan persamaan 9, model ARIMAX(3,1,2) memerlukan proses satu kali *differencing*, yang berarti model tidak memprediksi data harga cabai keriting secara langsung, melainkan perubahan atau selisih harga antar periode. Kemudian, pada komponen AR(3) menunjukkan bahwa perubahan harga saat ini dipengaruhi oleh harga pada tiga periode sebelumnya. Koefisien lag pertama dan kedua yang positif menunjukkan bahwa kenaikan harga pada periode sebelumnya cenderung diikuti oleh kenaikan harga pada periode saat ini. Namun, koefisien lag ketiga yang negatif mengindikasikan hubungan berlawanan arah antar periode, mencerminkan dinamika fluktuasi harga cabai keriting yang tidak stabil. Sementara itu, komponen MA(2) mengindikasikan bahwa kesalahan prediksi hingga dua periode sebelumnya turut memengaruhi harga saat ini, di mana efek kesalahan masa lalu bersifat saling mengoreksi. Koefisien variabel eksogen menunjukkan bahwa perayaan Idul Adha berpengaruh positif terhadap kenaikan harga, karena meningkatnya permintaan masyarakat menjelang hari raya. Sebaliknya, variabel Natal berpengaruh negatif, menandakan kecenderungan penurunan harga akibat pasokan yang melimpah atau pergeseran konsumsi.

2. Uji Asumsi Residual

Setelah didapatkan model ARIMAX dengan nilai AIC terkecil, selanjutnya dilakukan pengujian diagnostik pada hasil residual model. Pengujian diagnostik melakukan pemeriksaan distribusi residual normal, bersifat independen, dan variansinya bersifat konstan. Hasil pengujian residual pada model ARIMAX(3,1,2) dilakukan dengan nilai signifikansi 0,05, diperoleh hasil yang ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Uji Diagnostik Model ARIMAX (3,1,2)

Model	$p - value$		
	Normalitas	***White noise***	**Heteroskedastisitas**
ARIMAX (3,1,2)	$9{,}30\times10^{-250}<0.05$ (tidak berdistribusi normal)	0,325>0,05 (*White noise*)	0.99>0.05 (homogen)

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 9, asumsi residual yang terpenuhi untuk model (3,1,2) adalah asumsi data bersifat acak dan konstan. Pada pengujian *white noise* dengan *Ljung-Box*, hipotesis nol ditolak karena nilai *p-value* yang dihasilkan pada model lebih besar dari taraf signifikannya, sehingga terbukti bahwa ARIMAX(3,1,2) telah bersifat acak. Kemudian pada pengujian heteroskedastisitas dengan *Goldfeld-Quant*, kriteria pengujian mengatakan hipotesis nol diterima, karena hasil *p-value* yang dihasilkan lebih besar dari taraf signifikansi 0,05, sehingga residual model telah homogen. Sedangkan pada pengujian normalitas hipotesis nol ditolak, atau residual model belum memenuhi asumsi normalitas. Menurut [20] model ARIMAX(3,1,2) tetap dapat digunakan, karena model (3,1,2) merupakan model signifikan yang memiliki nilai AIC terbaik dibandingkan model hasil overfitting lainnya. Selain itu, model ARIMAX(3,1,2) telah memenuhi asumsi penting seperti bersifat *white noise* dan homogen.

3.6. Evaluasi Model dan Prediksi

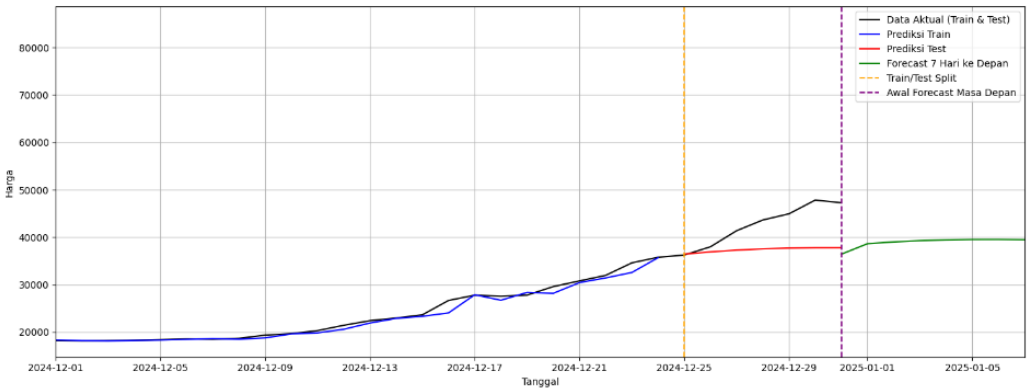
Pengukuran ketepatan model dalam melalukan prediksi dilakukan dengan menghitung nilai MAPE yang dihasilkan. Hasil evaluasi MAPE pada kedua model ditampilkan sebagai berikut

p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI

Tabel 10. Hasil Evaluasi MAPE Pemodelan

Model	MAPE
ARIMA	17.50%
ARIMAX	12.04%

Berdasarkan hasil evaluasi prediksi pada data test yang ditampilkan pada Tabel 10, model ARIMAX menghasilkan nilai MAPE sebesar 12,04%, sedangkan model ARIMA menghasilkan nilai MAPE sebesar 17.50%. Hasil ini menunjukkan bahwa model ARIMAX memiliki performa prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan ARIMA. Penurunan nilai MAPE yang signifikan pada ARIMAX mengindikasikan bahwa penambahan variabel eksogen berupa perayaan Idul Adha dan Natal mampu meningkatkan akurasi MAPE model dalam memprediksi harga cabai keriting. Dengan nilai MAPE sebesar 12,04%, model ARIMAX berada dalam kategori performa baik karena tingkat kesalahan prediksinya berada pada rentang 10%–20%. Selanjutnya, hasil visualisasi prediksi harga cabai keriting di Jawa Timur dengan model ARIMAX (3,1,2) pada data test, dan untuk 7 hari mendatang ditampilkan sebagai berikut.



Gambar 5. Visualisasi Hasil Prediksi

Tabel 11. Hasil Prediksi Masa Depan

Tanggal	Hasil Prediksi	Data Aktual
2025-01-01	38651.003179	46.568
2025-01-02	39017.412917	46.951
2025-01-03	39282.110884	46.820
2024-12-04	39448.688584	46.843
2025-01-05	39527.335413	46.876
2025-01-06	39535.005684	46.567
2025-01-07	39492.244826	46.393

Berdasarkan output prediksi model ARIMAX(3,1,2) pada data harga cabai keriting yang ditampilkan pada Tabel 11, diperkirakan pada 1-7 Januari 2025 harga cabai akan mengalami kenaikan yang kemudian harga akan cenderung stabil. Hal ini mengindikasikan bahwa setelah periode lonjakan harga pada akhir Desember, harga cabai mulai bergerak menuju kestabilan.

Secara praktis, hasil prediksi ini memberikan implikasi penting bagi pihak pemerintah dalam menetapkan strategi pengendalian harga dan perencanaan stok menjelang hari-hari besar keagamaan. Petani dapat menggunakan hasil ini untuk menentukan waktu tanam dan panen yang optimal agar memperoleh harga jual yang lebih tinggi, sementara distributor atau pelaku pasar dapat mengatur strategi distribusi dan penyimpanan stok untuk meminimalkan risiko kerugian akibat fluktuasi harga musiman.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, penerapan model ARIMAX dengan penambahan variabel eksogen perayaan hari raya Idul Adha dan Natal dalam prediksi harga komoditas cabai keriting di Jawa

p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI

Timur, memberikan performa yang lebih baik jika dibandingkan model ARIMA tanpa penambahan eksogen. Model terbaik yang diperoleh adalah ARIMAX(3,1,2), yang terbukti signifikan dan memenuhi asumsi residual bersifat *white noise* dan homogen. Model ARIMAX(3,1,2) menghasilkan MAPE sebesar 12,04% yang lebih kecil dibandingkan model ARIMA dengan MAPE sebesar 17,50%. Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi faktor musiman keagamaan dapat meningkatkan kinerja model prediksi harga komoditas pangan yang sensitif terhadap periode hari besar. Implikasi hasil ini dapat digunakan sebagai dasar dalam perencanaan kebijakan stabilisasi harga dan pengelolaan pasokan menjelang perayaan hari raya. Saran pengembangan yang perlu dilakukan pada penelitian selanjutnya adalah dengan melakukan pemilihan variabel eksogen lainnya yang memberikan pengaruh pada harga cabai keriting seperti faktor cuaca (suhu, curah hujan, dan kelembapan), faktor pasokan dan distribusi, serta variabel ekonomi makro seperti inflasi. Selain itu, penggunaan model dengan pendekatan machine learning seperti Random Forest, XGBoost, LSTM atau lainnya juga perlu dipertimbangkan untuk membandingkan performa prediksi yang dihasilkan terhadap model statistik.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Sekretariat Jenderal and K. Pertanian, *OUTLOOK KOMODITAS PERTANIAN SUBSEKTOR HORTIKULTURA CABAI*. 2023.

[2] V. E. Satya, "Anomali Fluktuasi Harga Bahan Pangan di Indonesia," *Info Singk. Ekon. dan Kebijak. Publik*, vol. VIII, no. 03, pp. 3–6, 2016, [Online]. Available: https://berkas.dpr.go.id/puslit/files/info_singkat/Info Singkat-VIII-3-I-P3DI-Februari-2016-80.pdf

[3] A. Fauzi *et al.*, "Pengaruh Meningkatnya Harga Cabai Terhadap Permintaan Dan Penawaran Di Indonesia," *J. Akunt. dan Manaj. Bisnis*, vol. 3, no. 1, pp. 73–79, 2023, doi: 10.56127/jaman.v3i1.645.

[4] W. S. J. Saputra, P. Eva Yulia, and Z. E. Sholikha, "C4.5 and naive bayes for sentiment analysis Indonesian Tweet on E-Money user during pandemic," *Proceeding - 6th Inf. Technol. Int. Semin. ITIS 2020*, pp. 172–177, 2020, doi: 10.1109/ITIS50118.2020.9321081.

[5] S. F. Delfiana and Z. Y. Yunan, "JURIKO : Jurnal Ilmu Ekonomi LADA INDONESIA DI PASAR INTERNASIONAL," vol. I, no. April, pp. 16–22, 2025.

[6] R. Nurmapika, Nurliza, and Imelda, "ANALISIS VOLATILITAS HARGA KOMODITAS PANGAN STRATEGIS DI PROVINSI KALIMANTAN BARAT (Studi Kasus Pasar Flamboyan Pontianak)," *J. Soc. Econ. Agric.*, vol. 7, no. April, pp. 41–53, 2018.

[7] D. W. Lestari and S. K. Dini, "Forecasting The Price Of Shallots And Red Chilies Using The ARIMAX Model," *EKSAKTA J. Sci. Data Anal.*, vol. 5, no. 1, pp. 41–48, 2024, [Online]. Available: https://journal.uii.ac.id/Eksakta/article/view/28992

[8] F. Riestiansyah, D. Damayanti, M. Reswara, and R. Susetyoko, "Perbandingan metode ARIMA dan ARIMAX dalam Memprediksi Jumlah Wisatawan Nusantara di Pulau Bali," *J. Infomedia*, vol. 7, no. 2, p. 58, 2022, doi: 10.30811/jim.v7i2.3336.

[9] W. S. J. Saputra, M. H. Fardana, and M. A. R. Valentino, "Implementasi AI Pendeteksi Pola Gerak Tangan pada Game 'Pong Ball' dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *J. Manajamen Inform. Jayakarta*, vol. 2, no. 3, p. 235, 2022, doi: 10.52362/jmijayakarta.v2i3.834.

[10] Disperindag Jatim, "Grafik Harga Rata-Rata Cabe Provinsi Jawa Timur di Tingkat Konsumen," SISKAPERBAPO. [Online]. Available: https://siskaperbapo.jatimprov.go.id/harga/grafik/?tanggal=2022-07-17&kabkota=&pasar=&bhnpokok=12

[11] A. T. R. Dani *et al.*, "Aplikasi Model ARIMAX dengan Efek Variasi Kalender untuk Peramalan Trend Pencarian Kata Kunci 'Zalora' pada Data Google Trends," *Inferensi*, vol. 6, no. 2, p. 107, 2023, doi: 10.12962/j27213862.v6i2.15793.

[12] A. T. Damaliana, T. Trimono, and D. A. Prasetya, "Ensemble Tree untuk Memprediksi Level Resiko Maternal Mortality di Bangladesh," *Pros. Semin. Nas. Sains Data*, vol. 2, no. 1, pp. 24–29, 2022, doi: 10.33005/senada.v2i1.36.

p-ISSN: 2541-1179
e-ISSN: 2581-1711
JURNAL INSTEK
INFORMATIKA SAINS DAN TEKNOLOGI

[13] Bisri and H. W. Setianingrum, "Analisis Faktor Internal Dan Eksternal Yang Mempengaruhi Dana Pihak Ketiga Bank Syariah Di Indonesia," *J. Ilm. M-Progress*, vol. 9, no. 1, pp. 81–95, 2019, doi: 10.35968/m-pu.v9i1.270.

[14] R. C. Putri and L. Junaedi, "Penerapan Metode Peramalan Autoregressive Integrated Moving Average Pada Sistem Informasi Pengendalian Persedian Bahan Baku (Studi Kasus : Toko Kue Onde-Onde Surabaya)," *J. Ilmu Komput. dan Bisnis*, vol. XIII, no. 1, pp. 164–173, 2022.

[15] A. T. Damaliana, A. Muhaimin, and P. A. Riyantoko, "Peramalan Lonjakan Kasus Harian Covid-19 Di Indonesia Dengan Model Arima," *Pros. Semin. Nas. Sains Data*, vol. 3, no. 1, pp. 184–189, 2023, doi: 10.33005/senada.v3i1.112.

[16] S. N. Intan, E. Zukhronah, and S. Wibowo, "Peramalan Banyaknya Pengunjung Pantai Glagah Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous (ARIMAX) dengan Efek Variasi Kalender," *Indones. J. Appl. Stat.*, vol. 1, no. 2, p. 70, 2019, doi: 10.13057/ijas.v1i2.26298.

[17] H. Panjaitan, A. Prahutama, and S. Sudarno, "PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API MENGGUNAKAN METODE ARIMA, INTERVENSI DAN ARFIMA (Studi Kasus : Penumpang Kereta Api Kelas Lokal EkonomiDAOP IV Semarang)," *J. Gaussian*, vol. 7, no. 1, pp. 96–109, 2018, doi: 10.14710/j.gauss.v7i1.26639.

[18] N. Hidayati, S. Anwar, and R. Rahmah, "Peramalan Harga Cabai Merah sebagai upaya menjaga Stabilitas Inflasi Kota Banda Aceh," *Agriekonomika*, vol. 11, no. 1, pp. 31–42, 2022, doi: 10.21107/agriekonomika.v11i1.11380.

[19] A. T. Damaliana, K. M. Hindrayani, and T. M. Fahrudin, "Hybrid Holt Winter-Prophet method to forecast the num- ber of foreign tourist arrivals through Bali ' s Ngurah Rai Airport," 2023.

[20] M. M. Gazali and H. Setiawan, "Penerapan Model ARIMA untuk Meramalkan Harga Pembukaan Harian Saham PT . Bank Central Asia Tbk," vol. 5, no. 1, pp. 278–289, 2025.