

Analisis Volatilitas dalam Prediksi Harga Beras Medium di Jawa Timur dengan Pendekatan Hybrid ARIMA-GARCH dan ARIMAX

Andika Dibya Azzumardi¹, Naura Dahayu Dhia Nariswari²

¹Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

²Departemen Aktuaria, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

e-mail: 5003211116@student.its.ac.id

Abstrak— Beras medium merupakan beras dengan persentase beras kepala yang kurang dari 95%. Sepanjang tahun 2023, harga beras medium naik cukup signifikan baik secara nasional maupun di wilayah Jawa timur setiap bulannya. Kenaikan harga beras yang merupakan bahan makanan pokok tentunya menjadi perhatian besar, terutama mengingat dampaknya yang signifikan terhadap inflasi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga beras di Jawa Timur selama 12 bulan di tahun 2024 menggunakan model peramalan terbaik untuk membantu perancangan strategi dalam menjaga stabilitas tingkat inflasi. Data yang digunakan adalah data bulanan rata-rata harga beras medium di Provinsi Jawa Timur dari Januari 2013 sampai Desember 2023. Peramalan dilakukan menggunakan pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Didapatkan model ARIMA (2,1,2) sebagai model terbaik. Karena residual model belum berdistribusi normal, dilakukan pendekatan ARIMAX dengan deteksi *outlier*. Namun, residual model ARIMAX belum berdistribusi normal dan masih terdapat pelanggaran asumsi heteroskedastisitas pada residual sehingga perlu dilakukan pendekatan dengan model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH-GARCH). Dari hasil analisis, diperoleh model ARIMA (2,1,2)-GARCH (1,1) sebagai model *hybrid* terbaik untuk meramalkan harga beras medium. Dengan model *hybrid* tersebut, harga beras medium di Jawa Timur selama tahun 2024 diprediksi cenderung menurun walaupun tidak terlalu signifikan. Hasil peramalan menunjukkan bahwa harga terendah terjadi pada bulan Desember 2024, dengan angka yang masih berada di atas 11 ribu rupiah.

Kata Kunci— ARIMA, Beras, GARCH, Harga, *Outlier*

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kehidupan yang berkelanjutan sangat bergantung pada keberadaan persediaan pangan yang memadai. Dengan memahami pentingnya kebutuhan dasar akan pangan, diperlukan upaya untuk memastikan ketersediaan pangan yang aman, terjangkau, dan bernutrisi sehingga kualitas sumber daya manusia dapat terjaga.

Penyumbang utama laju inflasi di Indonesia adalah perubahan harga pada bahan pangan [1]. Seiring dengan jumlah penduduk yang besar, permintaan akan bahan pangan meningkat, tetapi terkadang penawaran belum dapat memenuhi permintaan tersebut sepenuhnya. Kondisi ini dapat menyebabkan kenaikan harga komoditas pangan yang dapat memicu laju inflasi. Inflasi sendiri dijelaskan sebagai peningkatan total uang yang beredar dan likuiditas dalam perekonomian masyarakat. Inflasi terjadi ketika harga barang dan jasa mengalami peningkatan yang berlangsung

secara berkesinambungan dalam jangka waktu tertentu. Faktor utama yang menyebabkan inflasi melibatkan penawaran, permintaan, dan ekspektasi [2]. Indonesia rentan terhadap fluktuasi karena sebagian besar kebutuhan pangan harus diimpor. Jika terdapat guncangan harga bahan pangan di pasar global, maka kondisi harga bahan pangan di dalam negeri akan ikut terdampak [3].

Harga bahan pangan di Indonesia seringkali tidak menunjukkan kestabilan dan mengalami fluktuasi yang berulang. Salah satu komoditas yang kerap menjadi fokus perhatian karena perubahan harganya adalah beras. Beras merupakan komoditas yang perubahan harganya tidak sensitif terhadap jumlah permintaan. Hal ini dikarenakan beras merupakan komoditas bahan pokok bagi sebagian besar penduduk Indonesia. Akan tetapi, ketika stok beras di masyarakat berkurang, dapat menyebabkan terjadinya lonjakan harga. Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS), pertumbuhan populasi penduduk Indonesia pada tahun 2023 mencapai 1,13%, yang tentunya berdampak pada peningkatan permintaan beras. Beras adalah salah satu komoditas dengan andil cukup besar pada struktur pengeluaran rumah tangga di Indonesia. Oleh karena itu, beras menjadi komoditas penting yang dapat berpengaruh bagi stabilitas ekonomi dan keamanan nasional.

Dilaporkan dari Badan Pusat Statistik (BPS), produksi beras Indonesia diprediksi mencapai 30,9 juta ton selama tahun 2023, mengalami penurunan sebesar 2,05% atau 645.088 ton dibandingkan dengan tahun sebelumnya yang mencapai 31,54 juta ton [4]. Dalam distribusinya, Provinsi Jawa Timur memegang posisi sebagai produsen beras terbesar dengan estimasi produksi sekitar 5,54 juta ton hingga akhir 2023 [5]. Harga beras terus mengalami kenaikan sejak bulan Agustus 2022, kemudian terjadi lonjakan yang signifikan pada bulan September 2023. Akibatnya, harga beras medium pada periode tersebut tidak ada yang berada di bawah harga 12.000 per kilogram. Harga beras terus meningkat sepanjang tahun 2023, meskipun sempat stabil dan mengalami sedikit penurunan pada Mei sampai Juli 2023 akibat terjadinya puncak panen, tetapi setelahnya harga beras kembali naik hingga akhir tahun 2023 seiring dengan penurunan produksi beras.

Dinas Pertanian dan Ketahanan Pangan Provinsi Jawa Timur mencatat bahwa kenaikan harga gabah dari petani dan beras memiliki tren yang berlawanan dengan kondisi stok beras yang dihasilkan oleh petani [6]. Dari September 2022 sampai September 2023, Jawa Timur memiliki surplus beras sekitar 9,23%. Walaupun begitu, saat ini harga beras tetap tinggi. Khofifah, Gubernur Jawa Timur, menjelaskan bahwa ini disebabkan oleh fakta bahwa harga gabah kering

panen (GKP) dan gabah kering giling (GKG) telah melampaui batas harga pokok yang ditetapkan oleh pemerintah. Hal ini terjadi karena harga di tempat penggilingan telah melebihi Harga Pokok Pemerintah (HPP). Sebagai contoh, HPP yang ditetapkan di Jawa Timur adalah Rp5.000,00, namun harga setelah proses penggilingan mencapai Rp6.800,00. Inilah yang membuat harga setelah penggilingan beras tersebut melampaui Harga Eceran Tertinggi (HET).

Secara *year-on-year* (YoY), beras menyumbang sebanyak 0,53% terhadap tingkat inflasi secara keseluruhan di Indonesia selama tahun 2023, menjadikannya sebagai penyumbang terbesar terhadap inflasi [7]. Menurut catatan Badan Pusat Statistik (BPS) Jawa Timur, komoditas beras menjadi salah satu pemicu laju inflasi di wilayah tersebut pada tahun 2023. Komoditas beras menjadi penyumbang terbesar terhadap inflasi gabungan 8 kota Indeks Harga Konsumen (IHK) Jawa Timur, yakni 2,92% secara *year-on-year* (YoY) dengan andil 0,83% [8]. Pada Desember 2023, komoditas beras di Jawa Timur masih mengalami inflasi sebesar 0,24%, dengan kontribusi sebesar 0,01% [9].

Peramalan adalah suatu proses memproyeksikan secara kuantitatif atau kualitatif untuk melihat perkiraan di masa mendatang berdasarkan data yang relevan dari masa lampau. Data harga beras termasuk dalam kategori data *time series*. Salah satu metode peramalan yang umum digunakan dalam pemodelan *time series* adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), yang merupakan suatu teknik peramalan yang berdasarkan pola dari data historis. ARIMA menggabungkan model AR (*Autoregressive*), yang menjelaskan pergerakan variabel melalui variabel itu sendiri di masa lampau, dan model MA (*Moving Average*), yang memperhitungkan pergerakan residual di masa lampau. Untuk menghasilkan ramalan yang optimal, model ARIMA harus memenuhi asumsi bahwa residualnya berupa *white noise* dan memiliki distribusi normal, serta tidak mengandung heteroskedastisitas.

Penelitian tentang beras sebelumnya pernah dilakukan oleh Farizi dan Komilasari (2023). Hasil penelitian ini menyimpulkan bahwa harga beras berpengaruh signifikan terhadap inflasi, namun inflasi tidak berpengaruh signifikan terhadap harga beras, maka hanya terjadi kausalitas satu arah di mana hanya harga beras yang mempengaruhi inflasi [3]. Rahmadini dkk (2023) menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* dalam penelitiannya untuk memprediksi harga bahan pangan di Indonesia [10]. Kemudian Sen dkk (2020) melakukan peramalan harga beras menggunakan metode *Multilayer Perceptron* (MLP) dan *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan hasil model LSTM lebih akurat daripada MLP, serta grafik plot menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara data data aktual dengan data training dan testing [11].

Berdasarkan penjelasan tersebut, pemilihan beras sebagai komoditas yang digunakan dalam penelitian ini didasarkan pada kontribusinya yang signifikan terhadap bobot inflasi. Inflasi pada komoditas beras dapat muncul karena adanya gangguan pada pasokan atau perubahan harga beras. Kehadiran beras menjadi sangat penting bagi penduduk Jawa Timur, terlihat dari posisinya sebagai bahan pangan pokok yang nilai konsumsinya tertinggi di wilayah tersebut. Oleh karena itu, diperlukan penelitian untuk

melakukan prediksi atau peramalan terkait harga beras di Jawa Timur pada tahun 2024. Metode yang digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), berdasarkan data 11 tahun terakhir, yakni dari tahun 2013 hingga 2023. Dengan meramalkan harga beras di masa mendatang, diharapkan pemerintah atau lembaga terkait dalam perekonomian dapat merancang strategi untuk menjaga stabilitas inflasi di Jawa Timur jika hasil prediksi menunjukkan adanya potensi kenaikan harga beras pada tahun 2024.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menentukan model terbaik dalam memprediksi harga beras di Provinsi Jawa Timur selama tahun 2024.
2. Mendapatkan prediksi harga beras di Provinsi Jawa Timur selama tahun 2024 menggunakan model terbaik.

1.3 Tinjauan Pustaka

1.3.1 Data Deret Waktu

Deret waktu mengacu pada data yang disusun berdasarkan urutan waktu, dikumpulkan dalam interval periode tertentu. Analisis deret waktu umumnya digunakan untuk memvisualisasikan dan memahami data ekonomi, dengan dasar asumsi bahwa data masa lampau memiliki dampak atau pengaruh terhadap data saat ini.

Dalam analisis deret waktu, metode yang digunakan dapat dikelompokkan menjadi 2 jenis, yaitu univariat dan multivariat. Model univariat berfokus pada prediksi data suatu variabel berdasarkan nilai variabel tersebut pada periode sebelumnya, sedangkan model multivariat menggunakan beberapa variabel yang saling berhubungan jangka panjang untuk meningkatkan akurasi prediksi. Berdasarkan hubungan antara data saat ini dengan data masa lampau, pemodelan deret waktu terbagi menjadi model linier dan non linier.

1.3.2 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA (p, d, q) adalah model deret waktu yang non stasioner. Dasar pemikiran dari model ARIMA yaitu pengamatan sekarang (Z_t) tergantung pada pengamatan sebelumnya (Z_{t-k}). Artinya, ARIMA tercipta karena secara statis terdapat korelasi antar deret observasi. Terdapat tiga proses dalam pemodelan ARIMA, yakni *autoregressive*, *integrated*, dan *moving average* dengan ordo (p, d, q). Tahapan yang harus dilakukan untuk memprediksi menggunakan ARIMA antara lain identifikasi korelasi, menentukan parameter model, memeriksa diagnosis model, kemudian dilanjutkan dengan melakukan peramalan. Model ARIMA dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Z_{t-2} + \dots + (\phi_p - \phi_{p-1})Z_{t-p} - \phi_p Z_{t-p-1} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (I.1)$$

dengan:

p = orde AR

d = orde *differencing* non musiman

q = orde MA

Z_t = Nilai deret waktu Z pada waktu t

ε_t = Nilai dari proses *white-noise* pada waktu t

ϕ = Parameter atau koefisien komponen autoregresi (AR)

θ = Parameter atau koefisien komponen *moving average* (MA)

Data yang akan dimasukkan ke dalam model ARIMA perlu memenuhi kriteria stasioneritas, baik dari rata-rata (*mean*) maupun varians. Jika data belum stasioner dalam hal rata-rata tindakan untuk mengatasinya adalah dengan melakukan proses *differencing*. Apabila data belum stasioner dalam varians, cara mengatasinya adalah dengan mengaplikasikan transformasi *Box-Cox*.

1.3.3 Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)

Heteroskedastisitas terjadi ketika suatu dataset memiliki variansi residual pengamatan yang tidak konstan, yang berarti bahwa varians residual tidak stabil (data tidak stasioner dalam varians) [12]. Pengujian untuk mendeteksi heteroskedastisitas atau efek *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) dapat dilakukan dengan Uji ARCH *Lagrange Multiplier* (ARCH-LM) yang diperkenalkan oleh Engle [13]. Dasar pemikiran dari uji ini adalah varians residual bukan hanya merupakan fungsi dari variabel independen, namun juga bergantung pada kuadrat residual dari periode sebelumnya [14].

Hipotesis :

$$H_0 : \alpha_0 = \alpha_1 = \dots = \alpha_p = 0$$

(terdapat efek ARCH pada residual)

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \alpha_i \neq 0$$

(tidak terdapat efek ARCH pada residual); $i = 1, 2, 3, \dots, p$

Statistik Uji :

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/m}{SSR_1/(N - 2m - 1)} \quad (I.2)$$

dengan

$$SSR_0 = \sum_{t=1}^N (\varepsilon_t^2 - \bar{\omega})^2 \quad (I.3)$$

$$SSR_1 = \sum_{t=1}^N (\varepsilon_t^2 - \bar{\omega})^2 \quad (I.4)$$

$\bar{\omega}$: rata-rata sampel dari ε_t^2 , dengan $\bar{\omega} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t^2$

ε_t^2 : residual kuadrat terkecil

1.3.4 Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) adalah penyempurnaan atau generalisasi dari model ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedastic*). Model GARCH digunakan untuk mengatasi masalah orde yang terlalu besar yang mungkin muncul dalam model ARCH [12]. Model GARCH (p, q) dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \\ &\dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \end{aligned} \quad (I.5)$$

dengan

σ_t^2 = variansi residual pada waktu ke- t

α_0 = konstanta

α_i = parameter atau koefisien ARCH

β_j = parameter atau koefisien GARCH

p, q = ordo GARCH

$\alpha_0 > 0$ dan $\alpha_i = 0$ untuk $i = 1, 2, \dots, p$

$\beta_j = 0$ untuk $j = 1, 2, \dots, q$

Apabila orde p pada model GARCH (p, q) sama dengan

0, maka model tersebut akan menjadi model ARCH (q).

II. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Teknik pengumpulan data yang digunakan adalah pengumpulan data sekunder. Pengumpulan data sekunder adalah teknik pengumpulan data yang diperoleh dari instansi terkait. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah rata-rata harga beras medium di Jawa Timur dari bulan Januari 2013 sampai dengan bulan Desember 2023 yang diperoleh dari website Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok (Siskaperbapo) Provinsi Jawa Timur. Data yang digunakan adalah data rata – rata setiap bulannya sehingga secara keseluruhan terdapat 132 periode data deret waktu. Variabel yang digunakan adalah harga beras medium bulanan Jawa Timur. Data yang digunakan untuk membentuk model adalah data dari Januari 2013 sampai Desember 2023, sedangkan data yang akan diprediksi adalah data harga beras medium mulai Januari 2024 sampai Desember 2024. Software yang digunakan untuk analisis data adalah *R Studio*, *Minitab*, dan *Microsoft Excel*.

2.2 Langkah analisis

Langkah-langkah yang dilakukan dalam analisis data adalah sebagai berikut.

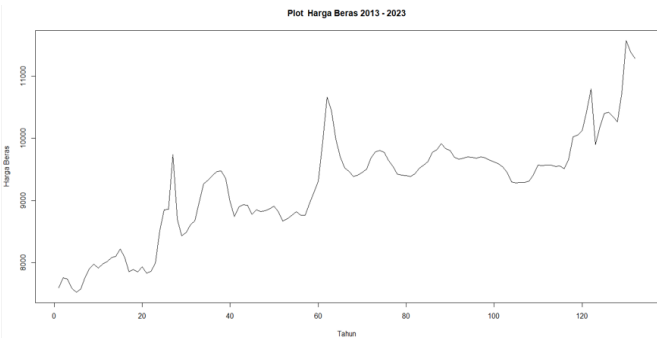
1. Membuat *line plot* dengan menggunakan *software Rstudio* yang berfungsi untuk melihat gambaran pergerakan atau fluktuasi data harga beras medium di Provinsi Jawa Timur mulai Januari 2013 sampai Desember 2023 setiap bulannya.
2. Pemeriksaan kestasioneran data dilakukan menggunakan Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) atau dengan melihat plot ACF dan PACF menggunakan *RStudio*. Syarat dalam membentuk model ARIMA adalah data yang digunakan harus stasioner.
3. Penanganan kestasioneran data dilakukan apabila data belum stasioner. Data yang belum stasioner dalam mean bisa diatasi dengan cara *differencing* menggunakan *software Rstudio*, sedangkan data yang tidak stasioner dalam varians dapat diatasi dengan melakukan transformasi *box-cox* sampai nilai *rounded value* mendekati 1 menggunakan *software Minitab*.
4. Penentuan model ARIMA berdasarkan plot ACF, PACF, serta EACF dilakukan untuk menaksir model parameter ARIMA terbaik dengan melihat signifikansi serta nilai AIC, RMSE, dan MAPE menggunakan *software RStudio*.
5. Uji Kelayakan Model mencakup uji apakah residual model berdistribusi normal dan memenuhi asumsi *white-noise*. Uji normalitas residual dilakukan dengan metode uji *Kolmogorov-Smirnov*, sedangkan uji *white-noise* bertujuan untuk mendeteksi adanya heteroskedastisitas pada data menggunakan Uji *Ljung-Box*. Semua uji tersebut menggunakan *software RStudio*.
6. Deteksi *Outlier*, baik itu *Additive Outlier* (AO) maupun *Innovative Outlier* (IO). Setelah itu, dilanjutkan pemodelan ARIMAX dengan memasukkan variabel eksogen berupa matriks yang berisi penomoran 0 dan 1, dima

- Pendeteksian efek ARCH-GARCH dilakukan untuk mengatasi pelanggaran asumsi pada residual model ARIMA terbaik. Pelanggaran heteroskedastisitas mengakibatkan pendeteksian model ARCH-GARCH dengan *software RStudio* menggunakan uji *LM Test* pada setiap *lag*-nya.
- Penentuan model ARCH-GARCH dilakukan dengan membentuk beberapa model berdasarkan plot *ACF* dan *PACF* dari kuadrat residual untuk kemudian dipilih yang terbaik. Model ARCH-GARCH yang terbaik dipilih berdasarkan nilai *AIC*, *BIC*, dan *MAPE* dari masing – masing model. Langkah ini dilakukan menggunakan *software RStudio*.
- Dilakukan pengestimasian parameter model ARCH-GARCH menggunakan *software RStudio*, kemudian diuji signifikansinya. Jika parameter model telah signifikan, maka model yang terpilih sudah tepat.
- Jika telah diperoleh model yang sesuai, maka dapat dilakukan peramalan harga beras medium di Jawa Timur untuk periode Januari 2024 sampai Desember 2024 dengan menggunakan metode *hybrid* ARIMA-GARCH yang didapatkan sebelumnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Deskriptif

Pola fluktuasi harga beras medium di Provinsi Jawa Timur selama tahun 2013 sampai 2023 bisa dilihat pada gambar berikut.



Gambar 1. Grafik *time series* Harga Beras Medium Jawa Timur

Dari grafik di atas, kondisi harga beras medium di Provinsi Jawa Timur pada dari Januari 2013 sampai Desember 2023 sangat fluktuatif. Pada akhir 2023, harga beras medium naik cukup signifikan. Hal itulah yang mendasari peramalan harga di tahun 2024.

3.2 Pemeriksaan dan Penanganan Kestasioneritasan Data

Pemeriksaan stasioneritas data ini melibatkan *Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test* dengan hipotesis nol yang menyatakan bahwa data belum stasioner dan hipotesis alternatifnya menyatakan bahwa data telah stasioner.

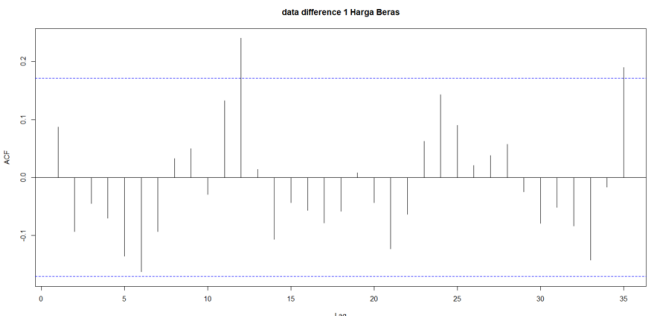
Tabel 1.

Tabel hasil ADF Test

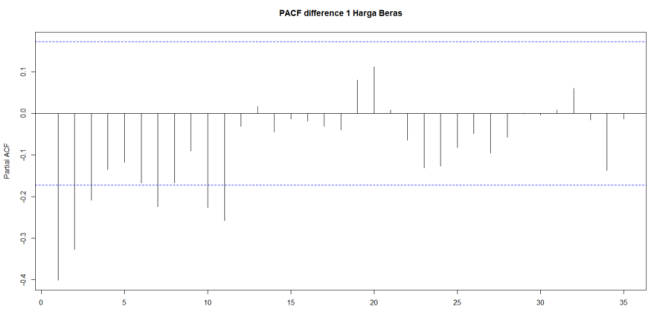
Dickey-Fuller	Lag Order	<i>p-value</i>
-2,7848	5	0,2502

Dengan nilai *P-Value* yang lebih dari 0,05 dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dan perlu dilakukan *differencing*. Setelah dilakukan *differencing*

sebanyak 1 kali, didapatkan bahwa data telah stasioner karena setelah dilakukan *ADF Test* kembali, didapatkan nilai *p-value* yang sangat kecil (nilai *p-value* mendekati nol). Bukti kestasioneran data hasil *differencing* ini juga bisa dilihat dari plot *ACF*, *PACF*, dan *EACF* berikut.



Gambar 2. Grafik *ACF Differencing 1*

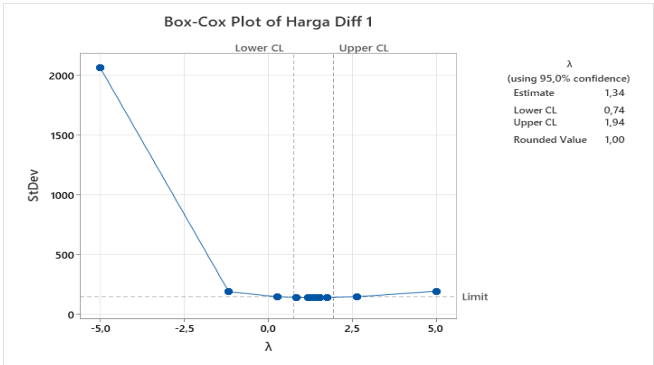


Gambar 3. Grafik *PACF Differencing 1*

Tabel 2.

Plot EACF

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
0	o	o	o	o	x	o	o	o	o	o	o	x	o	o
1	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x	o	o
2	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
3	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
4	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
5	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
6	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
7	x	x	o	x	o	o	x	o	o	o	o	o	o	o



Gambar 4. Transformasi *Box-Cox* Plot Harga Beras Medium Jawa Timur

Dengan menggunakan transformasi *box-cox*, didapatkan *rounded value* dari data adalah sebesar 1 yang semakin membuktikan bahwa data telah stasioner, baik terhadap *mean* maupun *varians*.

3.3 Penentuan Ordo ARIMA

Dengan membaca plot *ACF* dan *PACF* sebenarnya bisa terlihat beberapa ordo yang mungkin akan digunakan.

Tetapi, untuk lebih mengakomodir kemungkinan yang lebih besar, maka digunakanlah *EACF* untuk menentukan orde apa saja yang mungkin digunakan. Model-model ARIMA yang mungkin adalah ARIMA(0,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(0,1,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1), ARIMA(2,1,1), ARIMA(2,1,2), ARIMA(3,1,1), ARIMA(3,1,2), ARIMA(4,1,0), ARIMA(5,1,0), ARIMA(5,1,1), ARIMA(6,1,0), ARIMA(6,1,1), ARIMA(7,1,2), dan ARIMA(7,1,6). Selanjutnya, dilakukan pengujian parameter terhadap semua model yang mungkin sebagai berikut.

Tabel 3.

Tabel Statistik Model					
Model	AR/MA	Estimate	Std Error	Z Value	P-Value
ARIMA (0,1,0)	-	-	-	-	-
ARIMA (0,1,1)	ma1	0,075442	0,103107	0,7317	0,4644
	ma2	-0,06817	0,0914	-0,7458	0,4558
	ma3	-0,07224	0,119169	-0,6062	0,5444
	ma4	-0,14856	0,102363	-1,4513	0,1467
	ma5	-0,12674	0,107647	-1,1774	0,239
	ma6	-0,07177	0,09151	-0,7842	0,4329
	ma7	0,04359	0,137306	0,3175	0,7509
	ma8	0,187924	0,177052	1,0614	0,2885
	ma9	0,154753	0,160278	0,9655	0,3343
	ma10	-0,07666	0,100088	-0,7659	0,4437
	ma11	0,017641	0,161104	0,1095	0,9128
ARIMA (1,1,0)	ar1	0,100065	0,086813	1,1526	0,2491
ARIMA (1,1,1)	ar1	-0,36389	0,4953	-0,7347	0,4625
	ma1	0,4803	0,4657	1,0314	0,3024
ARIMA (2,1,1)	ar1	0,884246	0,169682	5,2112	1,88E-07
	ar2	-0,17619	0,087907	-2,0042	0,04504
	ma1	-0,7921	0,153104	-5,1736	2,30E-07
ARIMA (2,1,2)	ar1	1,712879	0,042992	39,842	2,20E-16
	ar2	-0,94523	0,038099	-24,81	2,20E-16
	ma1	-1,74377	0,064413	-27,072	2,20E-16
	ma2	0,925532	0,060163	15,384	2,20E-16
ARIMA (3,1,1)	ar1	0,863464	0,187429	4,6069	4,09E-06
	ar2	-0,15688	0,116271	-1,3492	0,1773
	ar3	-0,02491	0,098967	-0,2517	0,8013
	ma1	-0,77485	0,167358	-4,6299	3,66E-06
ARIMA (3,1,2)	ar1	0,20901	2,24377	0,0932	0,9258
	ar2	0,42116	1,98402	0,2123	0,8319
	ar3	-0,10896	0,41249	-0,2642	0,7917
	ma1	-0,11507	2,24249	-0,0513	0,9591
	ma2	-0,54334	1,77104	-0,3068	0,759
ARIMA (4,1,0)	ar1	0,106617	0,087056	1,2247	0,2207
	ar2	-0,08858	0,087674	-1,0104	0,3123
	ar3	-0,01068	0,091931	-0,1162	0,9075
	ar4	-0,06621	0,092241	-0,7178	0,4729
ARIMA (5,1,0)	ar1	0,098561	0,086539	1,1389	0,2547
	ar2	-0,08974	0,086938	-1,0322	0,302
	ar3	-0,0177	0,091286	-0,1938	0,8463
	ar4	-0,05537	0,091809	-0,6031	0,5464
	ar5	-0,12891	0,091338	-1,4114	0,1581
ARIMA (5,1,1)	ar1	0,622548	0,221715	2,8079	0,004987
	ar2	-0,14582	0,10435	-1,3974	0,162279
	ar3	0,026364	0,108942	0,242	0,808778
	ar4	-0,04718	0,106728	-0,442	0,658483
	ar5	-0,12827	0,099322	-1,2915	0,196541
	ma1	-0,54598	0,210312	-2,5961	0,00943
ARIMA (6,1,0)	ar1	0,079077	0,086277	0,9166	0,35938
	ar2	-0,09754	0,086021	-1,1339	0,25683
	ar3	-0,0193	0,09056	-0,2131	0,83123
	ar4	-0,06335	0,090828	-0,6974	0,48554
	ar5	-0,11749	0,090495	-1,2983	0,19417
	ar6	-0,15501	0,090892	-1,7055	0,08811
ARIMA (6,1,1)	ar1	0,395901	0,350782	1,1286	0,2591
	ar2	-0,12887	0,098238	-1,3118	0,1896
	ar3	0,008142	0,102213	0,0797	0,9365
	ar4	-0,05853	0,097821	-0,5983	0,5496
	ar5	-0,09934	0,09884	-1,005	0,3149
	ar6	-0,12126	0,111212	-1,0904	0,2755
	ma1	-0,32703	0,347397	-0,9414	0,3465
ARIMA (7,1,2)	ar1	-0,15091	0,088895	-1,6976	0,08957
	ar2	-0,97075	0,085586	-11,3423	<
	ar3	0,053668	0,12198	0,44	0,65996
	ar4	-0,13204	0,121706	-1,0849	0,27795
	ar5	-0,15332	0,124331	-1,2332	0,21752
	ar6	-0,1661	0,091684	-1,8117	0,07004
	ar7	-0,19584	0,094149	-2,0801	0,03752
	ma1	0,247179	0,025205	9,8068	<
	ma2	0,999993	0,040986	24,3987	<

ARIMA (7,1,6)	ar1	0,080165	NaN	NaN	NaN
	ar2	-0,00288	NaN	NaN	NaN
	ar3	0,047356	NaN	NaN	NaN
	ar4	0,315145	NaN	NaN	NaN
	ar5	-0,46291	NaN	NaN	NaN
	ar6	-0,51695	0,643992	-0,8027	0,4221
	ar7	-0,0494	0,101867	-0,485	0,6277
	ma1	-0,04671	NaN	NaN	NaN
	ma2	-0,08513	NaN	NaN	NaN
	ma3	-0,17393	NaN	NaN	NaN
	ma4	-0,41993	NaN	NaN	NaN
	ma5	0,473194	NaN	NaN	NaN
	ma6	0,514627	0,65128	0,7902	0,4294

Dari tabel 2, diketahui bahwa hanya ARIMA(2,1,1) dan ARIMA(2,1,2) yang seluruh parameternya signifikan. Hal itu dapat diketahui dari nilai *p-value*-nya yang kurang dari 0,05. Model-model lain tidak ada yang keseluruhan variabelnya signifikan.

Tabel 4.

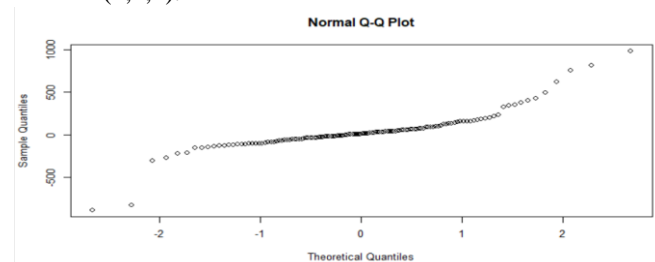
Tabel Nilai AIC, RMSE, dan MAPE Masing-Masing Model

Model	AIC	RMSE	MAPE
ARIMA (0,1,0)	1.800,123	230,5177	1,448971
ARIMA (0,1,1)	1.800,553	229,1283	1,406235
ARIMA (0,1,1,1)	1.813,331	222,3045	1,420562
ARIMA (1,1,0)	1.805,781	229,3493	1,415006
ARIMA (1,1,1)	1.802,091	228,7197	1,40019
ARIMA (2,1,1)	1.801,706	226,5768	1,385566
ARIMA (2,1,2)	1.796,238	219,3393	1,368795
ARIMA (3,1,1)	1.803,643	226,5159	1,385121
ARIMA (3,1,2)	1.805,681	226,5569	1,385596
ARIMA (4,1,0)	1.805,264	227,9781	1,403691
ARIMA (5,1,0)	1.805,289	226,1932	1,390345
ARIMA (5,1,1)	1.804,795	223,9446	1,378456
ARIMA (6,1,0)	1.804,420	223,603	1,372359
ARIMA (6,1,1)	1.805,781	223,0279	1,367338
ARIMA (7,1,2)	1.803,313	213,2755	1,416288
ARIMA (7,1,6)	1.806,840	210,1216	1,334488

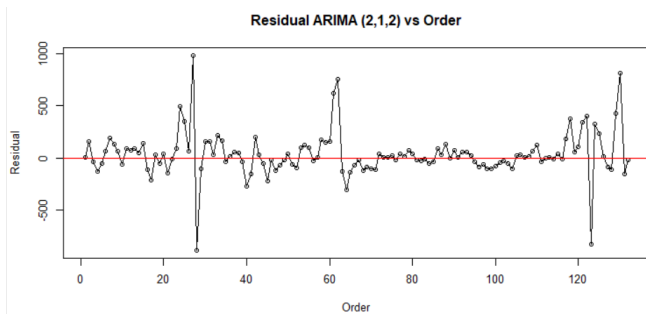
Dari tabel di atas dapat dilihat bahwa model ARIMA(2,1,2) memiliki nilai *AIC* terkecil. Pada tabel statistik model juga dapat dilihat bahwa model ARIMA(2,1,2) tidak mendapat nilai *RMSE* dan nilai *MAPE* terkecil, tetapi nilainya cenderung kecil jika dibandingkan dengan model – model lain. Oleh karena itu, model ARIMA(2,1,2) dipilih karena semua parameternya signifikan, mempunyai nilai *AIC* terkecil, serta mempunyai akurasi yang baik dari nilai *MAPE* dan *RMSE*.

3.4 Analisis Residual Model

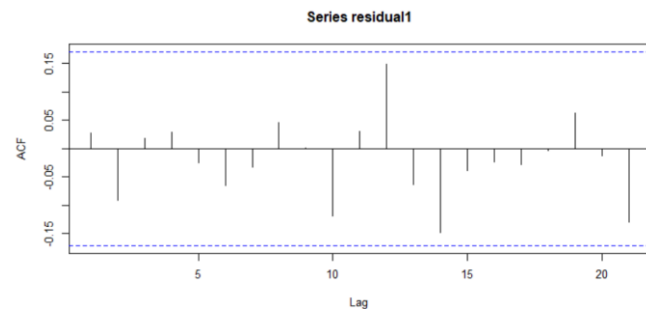
Setelah diperoleh model terbaiknya, yaitu ARIMA(2,1,2), selanjutnya dilakukan analisis residual untuk pemenuhan asumsi residual pada model ARIMA(2,1,2).



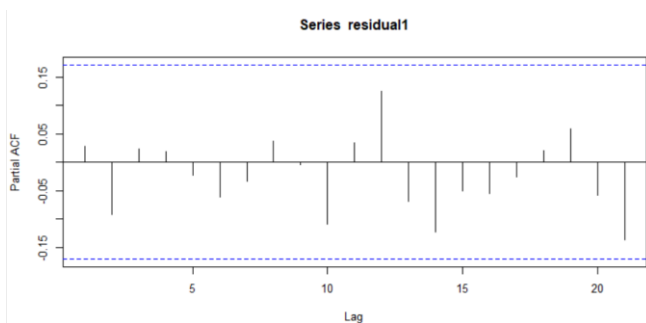
Gambar 5. Plot Pemeriksaan Distribusi Normal pada Residual



Gambar 6. Plot Residual vs Order



Gambar 7. Plot ACF Residual



Gambar 8. Plot PACF Residual

Empat gambar di atas menunjukkan grafik yang bisa menginterpretasikan bagaimana residual dari model ARIMA(2,1,2). Dari grafik – grafik di atas bisa diketahui bagaimana normalitasnya, apakah terjadi autokorelasi dan bagaimana nilai tengahnya. Namun, pengecekan melalui metode informal dirasa kurang cukup. Supaya hasil pemeriksaan residual lebih meyakinkan, dilakukan uji formal sebagai berikut.

Tabel 5.
Tabel Uji Asumsi Residual

Uji	p-value
Kolmogorov-Smirnov	2,20E-16
Box-Ljung	0,7482
One Sample T	0,07107
Breusch-Pagan	0,04543

Dari tabel 4 di atas, dapat diketahui bahwa residual dari model ARIMA(2,1,2) tidak berdistribusi normal, dari hasil uji Kolmogorov-Smirnov yang menghasilkan nilai P-Value kurang dari 0,05. Tidak ada indikasi terjadinya autokorelasi pada residual dilihat dari hasil uji Ljung-Box yang menghasilkan nilai P-Value lebih dari 0,05. Nilai Tengah pada residual juga sudah bernilai nol dilihat dari uji T yang menghasilkan nilai P-Value lebih dari 0,05. Namun, masih terdapat indikasi heteroskedastisitas pada residual dilihat dari hasil uji Breusch-Pagan yang nilai P-Value-nya kurang dari 0,05. Karena terdapat pelanggaran asumsi normalitas

dan diduga terdapat beberapa *outlier*, maka dilakukan deteksi outlier untuk mengembalikan kenormalan data.

3.5 Deteksi Outlier

Tidak terpenuhi asumsi normalitas bisa jadi disebabkan karena terdapatnya outlier pada data. *Outlier* dapat menyebabkan distorsi pada pola atau tren yang ada dalam data. Ketika ada outlier tidak biasa dalam data, nilai residu yang dihasilkan dari model ARIMA dapat menjadi tidak terdistribusi secara normal. Dari gambar 6, dapat dilihat bahwa terdapat beberapa *outlier* pada residual. Didapatkan *Additive Outlier (AO)* dan *Innovational Outlier (IO)* terdapat pada periode $t=27$, $t=28$, $t=61$, $t=62$, $t=123$, dan $t=130$. Selanjutnya dilakukan pendekatan ARIMAX dengan variabel eksogennya adalah matriks yang berisi nilai 0 dan 1 dimana 1 berarti bahwa pada periode tersebut terdapat outlier.

Tabel 6.
Matriks Variabel Eksogen ARIMAX

No.	d1	d2	d3	d4	d5	d6
[1,]	0	0	0	0	0	0
[2,]	0	0	0	0	0	0
[3,]	0	0	0	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
[27,]	1	0	0	0	0	0
[28,]	0	1	0	0	0	0
[29,]	0	0	0	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
[61,]	0	0	1	0	0	0
[62,]	0	0	0	1	0	0
[63,]	0	0	0	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
[123,]	0	0	0	0	1	0
[124,]	0	0	0	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
[130,]	0	0	0	0	0	1
[131,]	0	0	0	0	0	0
[132,]	0	0	0	0	0	0

Setelah dicek melalui uji normalitas *Saphiro-Wilk*, hasilnya adalah sebagai berikut.

Tabel 7.
Tabel Uji Normalitas *Saphiro-Wilk*

data	W	p-value
resi.ARIMAX	0,97019	0,005305

Dari tabel di atas, dapat dilihat bahwa dengan uji normalitas *Saphiro-Wilk* hasilnya masih menolak hipotesis nol sehingga residual dengan deteksi *outlier* masih belum berdistribusi normal. Oleh karena itu, digunakan identifikasi model ARCH untuk mengatasinya. Hal ini sekaligus untuk mengatasi heteroskedastisitas.

3.6 Identifikasi Efek ARCH

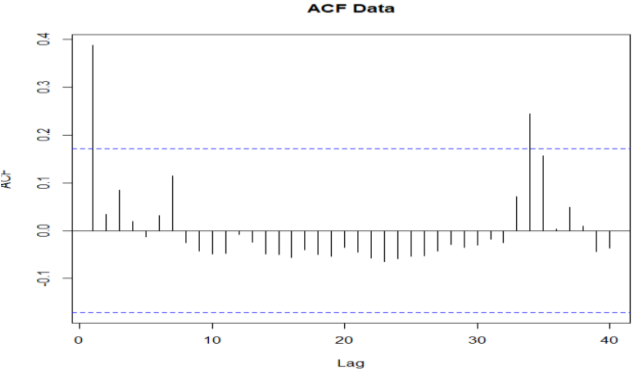
Untuk menduga adanya efek ARCH, dilakukan pengujian *LM Test* untuk beberapa lag sebagai berikut. Pengujian ini bertujuan untuk melihat metode yang lebih cocok untuk peramalan kasus ini, baik itu ARCH maupun GARCH. Pengujian ini dilakukan melibatkan beberapa lag yang dianggap dapat menentukan metode apa yang lebih

cocok digunakan.

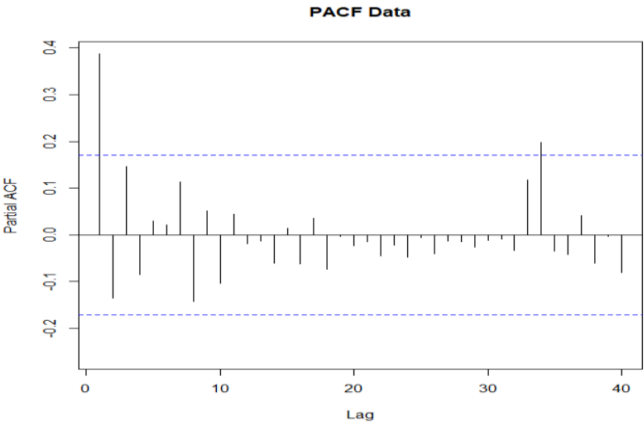
Tabel 8.
Tabel LM Test

Lag Ke-	p-value
1	1,543303e-05
2	3,276627e-05
3	5,764041e-05
4	0,0001434455
5	0,0004024312
6	0,001021771
7	0,001079444
8	0,0007405816
9	0,001340446
10	0,00193602
11	0,00352196
12	0,006563003
13	0,01147737
14	0,018341
15	0,02866851
16	0,0432851
17	0,06378348
18	0,08273703
19	0,1162249
20	0,1523704

Ketika pemeriksaan sisaan yang dilakukan dari lag 1 sampai 12 signifikan, maka model ARCH lebih cocok digunakan. Akan tetapi, jika pemeriksaan sisaan dilakukan hingga lebih dari lag 12, maka model GARCH lebih cocok digunakan. Dari gambar 13 di atas, diketahui bahwa nilai *P-Value* signifikan dari lag pertama sampai lag ke-16. Untuk menentukan model yang cocok, dilakukan pengamatan terhadap grafik ACF dan PACF-nya.



Gambar 9. Plot ACF Kuadrat Residual



Gambar 10. Plot ACF Kuadrat Residual

Dari kedua gambar di atas, model yang mungkin adalah GARCH(0,1) atau ARCH(1), GARCH(1,0), dan GARCH(1,1).

3.7 Pendugaan Model GARCH

Model Hybrid yang memungkinkan adalah ARIMA(2,1,2)-GARCH(1,0), ARIMA(2,1,2)-ARCH(1), dan ARIMA(2,1,2)-GARCH(1,1). Dari ketiga kemungkinan

model di atas, dilakukan pengecekan nilai *AIC*, *BIC*, dan *MAPE* dari ketiganya dan diperoleh bahwa model ARIMA(2,1,2)-GARCH(1,1) mendapat akurasi. Model tersebut juga signifikan semua parameternya sehingga didapatkan layak untuk dijadikan model pendugaan pada kasus ini. Dari model ini masih perlu diperiksa bagaimana asumsi homoskedastisitasnya sebagai berikut.

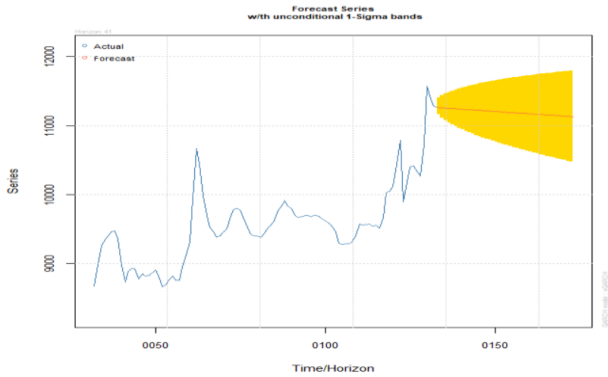
Tabel 9.
Tabel Uji Breush-Pagan

BP	df	p-value
2,6643	1	0,1026

Dari tabel di atas, nilai *p-value* pada uji *Breusch-Pagan* didapatkan lebih dari 0,05 sehingga dapat disimpulkan sudah tidak terdapat heteroskedastisitas pada residual.

3.8 Peramalan Model Hybrid ARIMA-GARCH

Peramalan harga beras medium di Jawa Timur selama 12 bulan mendatang berdasarkan model terbaik yaitu model hybrid ARIMA(2,1,2)-GARCH(1,1) pada tahun 2024 adalah sebagai berikut.



Gambar 11. Plot Hasil Ramalan Harga Beras

Tabel 10.
Tabel Ramalan Harga Beras Medium di Jawa Timur Tahun 2024

Bulan	Harga (Rupiah)
Januari	11252
Februari	11233
Maret	11217
April	11203
Mei	11189
Juni	11175
Juli	11160
Agustus	11146
September	11132
Oktober	11118
November	11105
Desember	11091

Dari tabel di atas, dapat disimpulkan bahwa harga beras medium di Provinsi Jawa Timur cenderung menurun selama tahun 2024. Namun, penurunannya tidak terlalu signifikan dan pada akhirnya harga beras medium tetap dikategorikan cukup tinggi karena masih di kisaran harga 11091 rupiah pada bulan Desember 2024.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian prediksi harga beras menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving

Average (ARIMA), diperoleh kesimpulan bahwa model terbaik untuk memprediksi harga beras medium di Jawa Timur selama tahun 2024 adalah ARIMA(2,1,2). Model ini dipilih karena memiliki parameter yang signifikan dan AIC terkecil, dengan nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 219,3393 dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 1,368795.

Dari pemeriksaan residual, didapatkan bahwa masih ada pelanggaran asumsi normalitas. Dari plot residual memang terdapat beberapa nilai ekstrem sehingga dilakukan deteksi *outlier*, baik *additive* maupun *innovational*. Dari pemeriksaan tersebut didapatkan *outlier* pada periode 27, 28, 61, 62, 123, dan 130. Setelah dilakukan pemodelan dengan menambahkan variabel eksogen berupa matriks *outlier*, didapatkan hasil residualnya belum berdistribusi normal.

Karena belum terpenuhinya asumsi normalitas dan residual yang menunjukkan adanya heteroskedastisitas, maka diterapkanlah model ARCH-GARCH. Hasilnya menunjukkan bahwa model GARCH(1,1) paling cocok untuk peramalan harga beras medium di Jawa Timur selama tahun 2024.

Dari prediksi yang diperoleh, harga beras medium di Jawa Timur secara berturut-turut mulai bulan Januari hingga Desember 2024 adalah 11.252, 11.233, 11.217, 11.203, 11.189, 11.175, 11.160, 11.146, 11.132, 11.118, 11.105, dan 11.091 (dalam rupiah). Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa harga beras pada tahun 2024 berpotensi mengalami penurunan, meskipun tidak terlalu signifikan.

Sebagai saran untuk pengembangan penelitian ini, disarankan untuk menerapkan metode Kalman Filter sebagai upaya perbaikan terhadap error pada model peramalan time series lainnya, seperti EGARCH. Penggunaan metode lain diharapkan dapat mengatasi pelanggaran asumsi residual.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dan mendukung dalam penelitian ini, yaitu Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur sebagai penyedia data dan referensi yang digunakan dalam penelitian ini. Kemudian ucapan terima kasih juga kami sampaikan kepada Bapak Hadi Suroso selaku Kepala Tim Statistik Distribusi Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur sekaligus pembimbing kami yang telah memberikan kritik dan saran yang membantu kami dalam menyelesaikan penelitian, serta kepada seluruh pegawai Tim Statistik Distribusi Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur yang telah memberikan dukungan serta motivasi kepada kami selama proses penelitian. Tidak lupa yang terakhir kami berterima kasih kepada para peneliti terdahulu yang menjadi acuan kami dalam melakukan proses analisis data penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Santoso, "Aplikasi Model GARCH pada Data Inflasi Bahan Makanan," *Jurnal Organisasi Manajemen*, vol. 7, no. 1, pp. 38-52, 2011.
- [2] Suseno dan S. Astiyah, "Jakarta : Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan (PPSK)," 2009. [Online]. Available: <https://www.bi.go.id/>. [Diakses 29 January 2024].

- [3] R. R. Farizi dan Y. Komilasari, "Analisis Pengaruh Jumlah Persediaan Beras dan Harga Beras Terhadap Pembentukan Inflasi di Provinsi DKI Jakarta," *Journal of Development Economic and Social Studies*, vol. II, no. 2, pp. 386-403, 2023.
- [4] Badan Pusat Statistik, *Berita Resmi Statistik : Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2023 (Angka Sementara)*, 2023.
- [5] Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur, "Berita Resmi Statistik : Luas Panen dan Produksi Padi di Provinsi Jawa Timur 2023 (Angka Sementara)," 2023.
- [6] P. Widarti, "Bisnis Jatim : Stok Beras Jawa Timur Surplus, Kok Harga Naik?," *Bisnis.com*, 1 September 2023. [Online]. Available: <https://surabaya.bisnis.com/read/20230901/532/1690724/stok-beras-jawa-timur-surplus-kok-harga-naik>. [Diakses 29 January 2024].
- [7] Badan Pusat Statistik, "Perkembangan Indeks Harga Konsumen Desember 2023," 2024.
- [8] Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur, "Perkembangan Indeks Harga Konsumen Oktober 2023," 2023.
- [9] Kominfo Provinsi Jawa Timur, "Berita : Desember 2023, Inflasi Beras di Jatim Sebesar 0,24%," Dinas Kominfo Provinsi Jawa Timur, 11 January 2024. [Online]. Available: <https://kominfo.jatimprov.go.id/berita/desember-2023-inflasi-beras-di-jatim-sebesar-0-24>. [Diakses 29 January 2024].
- [10] Rahmadini, L. E. E. L., A. Priansyah, Y. R. W. N. dan T. Meutia, "Penerapan Data Mining untuk Memprediksi Harga Bahan Pangan di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Jurnal Mahasiswa Akuntansi Samudra (JMAS)*, vol. IV, no. 4, pp. 223-235, 2023.
- [11] S. Sen, D. Sugiarto dan A. Rochman, "Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras," *ULTIMATICS*, vol. XII, no. 1, pp. 35-41, 2020.
- [12] R. Arianti, S. Sahriman and L. P. Talangko, "Model ARIMA dengan Variabel Eksogen dan GARCH pada Data Kurs Rupiah," *Estimasi*, pp. 41-48, 2022.
- [13] R. S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series Third Edition*, New York: Wiley & Sons, Inc, 2010.
- [14] Hermayani, D. A. Nohe and M. Fathurahman, "Overcoming Heteroscedasticity of ARIMA Model Using ARCH-GARCH (Case Study : Consumer Price Index Province of East Kalimantan Years 2005-2012)," *Jurnal Eksponensial*, pp. 73-80, 2014.