

PEMODELAN HARGA BERAS: EVALUASI POLA MUSIMAN, EFEK VOLATILITAS, DAN IDENTIFIKASI MODEL TERBAIK

WULAN NURUL KAMILAH*, DADANG RUHIAT, DAN SITI DWI RAHAYU SEPIANI

Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Bale Bandung,
Kabupaten Bandung, Jawa Barat

*Penulis Korespondensi: wulannurulk@unibba.ac.id

ABSTRAK

Beras merupakan komoditas pangan pokok strategis di Indonesia yang dinamika harganya dipengaruhi oleh pola musiman dan potensi gejolak pasokan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pemodelan harga beras tingkat grosir secara komprehensif melalui evaluasi pola musiman, pengujian efek volatilitas (ARCH/GARCH), serta identifikasi model peramalan terbaik. Data yang digunakan adalah rata-rata harga beras grosir bulanan periode Januari 2010 hingga Desember 2025 (192 observasi). Tahapan analisis mencakup uji stasioneritas (ADF dan Box-Cox), estimasi model ARIMA/SARIMA, uji diagnostik sisaan (*Ljung-Box*), serta pengujian heteroskedastisitas (*ARCH LM test*). Hasil penelitian menunjukkan bahwa pergerakan harga beras sangat didominasi oleh pola musiman 12 bulanan. Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ terbukti menjadi model mean terbaik dengan nilai kriteria informasi terkecil (AIC = 2415,02; BIC = 2424,58) dan akurasi peramalan yang sangat tinggi (MAPE = 0,829%). Seluruh parameter model terestimasi signifikan ($p < 0,05$) dan sisaannya memenuhi asumsi *white noise* ($p = 0,9327$). Lebih lanjut, uji sisaan kuadrat tidak menunjukkan keberadaan efek ARCH/GARCH ($p = 1,000$), yang mengindikasikan bahwa varians harga beras bersifat homoskedastis. Temuan ini mengonfirmasi bahwa intervensi stabilisasi harga oleh pemerintah efektif meredam gejolak volatilitas ekstrem. Dengan demikian, penambahan model volatilitas kompleks tidak diperlukan, dan model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ merupakan model terbaik yang efisien sebagai instrumen sistem peringatan dini (*Early Warning System*) ketahanan pangan nasional.

Kata Kunci: ARCH/GARCH, ARIMA/SARIMA, Harga beras, Pola musiman, Volatilitas

ABSTRACT

Rice is a strategic staple food commodity in Indonesia whose price dynamics are heavily influenced by seasonal patterns and potential supply shocks. This study aims to comprehensively analyse wholesale rice price modelling by evaluating seasonal behaviour, testing for conditional volatility effects (ARCH/GARCH), and identifying the best forecasting model. The dataset consists of monthly national average wholesale rice prices from January 2010 to December 2025 (192 observations). The analytical framework involves stationarity testing (ADF and Box-Cox), ARIMA/SARIMA model estimation, residual diagnostic checking (Ljung-Box test), and heteroskedasticity testing (ARCH LM test). The empirical findings reveal that rice price movements are strongly governed by annual 12-month seasonal cycles. The SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ model emerged as the optimal mean specification, yielding the lowest

information criteria ($AIC = 2415.02$; $BIC = 2424.58$) and remarkable forecasting accuracy ($MAPE = 0.829\%$). All estimated parameters were statistically significant ($p < 0.05$), and the residuals satisfied the white noise assumption ($p = 0.9327$). Furthermore, tests on squared residuals showed no evidence of ARCH/GARCH effects ($p = 1.000$), confirming homoskedastic error variance. This indicates that government price stabilization policies have successfully mitigated extreme volatility clustering. Consequently, complex volatility modeling is redundant, rendering the $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ as the most efficient best-fit model to serve as an Early Warning System for national food security.

Keywords: ARCH/GARCH, ARIMA/SARIMA, Rice Price, Seasonal Patterns, Volatility

1. Pendahuluan

Beras merupakan komoditas pangan pokok yang memiliki peran sangat strategis dalam stabilitas perekonomian, sosial, dan politik di Indonesia. Sebagai sumber karbohidrat utama mayoritas penduduk, fluktuasi harga beras berpengaruh secara langsung terhadap tingkat inflasi nasional, daya beli masyarakat, serta angka kemiskinan. Perubahan harga beras yang signifikan tidak hanya memengaruhi tingkat kesejahteraan konsumen di tingkat rumah tangga, tetapi juga menentukan tingkat pendapatan petani sebagai produsen utama. Oleh karena itu, pemahaman yang mendalam mengenai dinamika dan pola pergerakan harga beras menjadi instrumen krusial bagi pemerintah dan pemangku kepentingan dalam merumuskan kebijakan stabilitas harga serta ketahanan pangan nasional yang presisi [1], [2], [3].

Pergerakan harga beras di pasar domestik ditandai oleh kompleksitas deret waktu (*time series*) yang dipengaruhi oleh faktor musiman maupun non-musiman. Secara alami, harga beras menunjukkan fluktuasi musiman yang berkaitan erat dengan siklus tanam, puncak panen raya, dan periode paceklik. Di sisi lain, dinamika harga beras juga sering dihadapkan pada ketidakpastian pasar yang memicu gejolak (*shocks*) akibat faktor iklim ekstrem (seperti El Niño/La Niña), perubahan kebijakan penyesuaian harga energi/BBM, lonjakan biaya distribusi, hingga dinamika pasar pangan global. Kombinasi antara pola berulang musiman dan kejutan acak ini berpotensi menciptakan volatilitas harga yang kompleks di tingkat eceran maupun grosir [1], [4], [5], [6], [7], [8], [9].

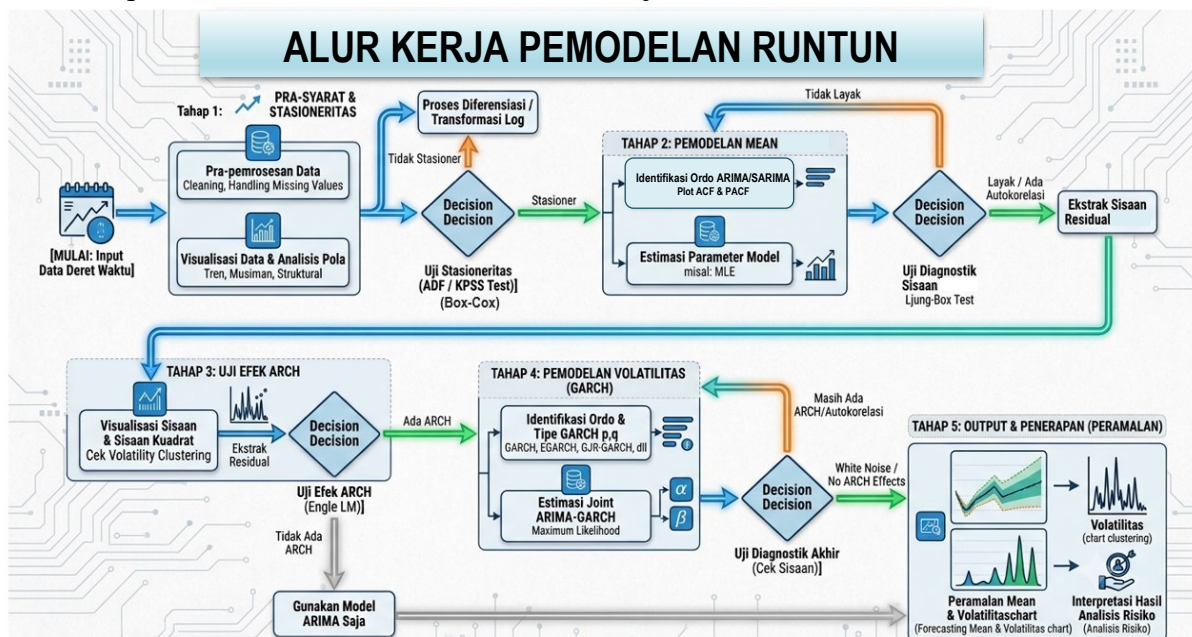
Meskipun literatur pemodelan harga pangan cukup beragam, sering kali terdapat kecenderungan untuk langsung menerapkan model yang rumit seperti ARIMA-GARCH tanpa melakukan evaluasi secara bertahap terhadap prinsip parsimoni (*Occam's razor*). Beberapa studi empiris menunjukkan bahwa efektivitas intervensi pemerintah dalam stabilisasi harga beras dapat meredam efek heteroskedastisitas, sehingga variansi sisaan tetap bersifat homoskedastis. Dalam kondisi tersebut, pemaksaan penggunaan model GARCH justru memicu masalah *overparameterization* dan menurunkan akurasi peramalan. Oleh karena itu, terdapat kebutuhan empiris untuk menguji secara sistematis apakah fluktuasi harga beras benar-benar membutuhkan kompleksitas model GARCH dan komponen musiman, atau cukup dijelaskan oleh model ARIMA yang lebih efisien dan parsimoni [1], [10], [11], [12].

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pemodelan harga beras secara komprehensif melalui evaluasi pola musiman, pengujian efek volatilitas (ARCH/GARCH), serta identifikasi model peramalan terbaik berdasarkan kriteria kebaikan model (*goodness-of-fit*) dan ukuran akurasi peramalan seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi akademis dalam pengujian ekonometrika pangan murni serta memberikan panduan praktis bagi pengambil kebijakan dan pelaku industri dalam memprediksi arah pergerakan harga beras secara tepat demi menjaga keterjangkauan pangan masyarakat.

2. Tinjauan Pustaka

Bagian ini mengulas landasan teori dan literatur yang relevan dengan pemodelan harga komoditas dan analisis deret waktu, supaya dapat memberikan kerangka analitis yang kuat. Gambar 1 memperlihatkan diagram alur penelitian yang dilakukan melalui tahapan komprehensif [13], [14]. Alur kerja pemodelan runtun waktu dalam penelitian ini dilaksanakan melalui 5 (lima) tahapan sistematis. Penelitian diawali pada tahap pertama dengan pra-pemrosesan data yang mencakup pembersihan data, diikuti visualisasi data untuk mengamati pola tren, musiman, maupun pergeseran struktural. Selanjutnya, pengujian stasioneritas dilakukan melalui uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)/KPSS serta analisis kehomogenan ragam menggunakan transformasi *Box-Cox*. Jika data tidak stasioner, maka dilakukan proses diferensiasi atau transformasi logaritma hingga kondisi stasioner tercapai. Pada tahap kedua, identifikasi awal ordo kandidat model ARIMA/SARIMA dilakukan dengan mengamati plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), dilanjutkan dengan estimasi parameter model menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) serta uji diagnostik sisaan (*Ljung-Box test*). Apabila sisaan masih mengandung autokorelasi, ordo model akan diidentifikasi ulang, sedangkan jika sisaan telah layak, nilai sisaan diekstrak untuk analisis lebih lanjut.

Pada tahap ketiga, sisaan dievaluasi untuk mendeteksi keberadaan efek heteroskedastisitas bersyarat (efek ARCH) melalui visualisasi pemusatan volatilitas (*volatility clustering*) dan uji formal *Engle's Lagrange Multiplier* (Engle LM). Apabila tidak ditemukan efek ARCH, pemodelan dihentikan dan analisis cukup menggunakan model ARIMA/SARIMA dan dilanjutkan ke tahap kelima. Namun, jika efek ARCH terbukti signifikan, alur penelitian dilanjutkan ke tahap keempat yaitu pemodelan volatilitas dengan menentukan ordo serta tipe model GARCH dan melakukan estimasi gabungan (*Joint ARIMA-GARCH*). Sisaan akhir kemudian diuji kembali hingga terbebas dari autokorelasi dan efek ARCH tersisa. Rangkaian analisis diakhiri pada tahap kelima, di mana model terbaik yang tervalidasi digunakan untuk menghasilkan peramalan nilai rata-rata serta estimasi volatilitas di masa mendatang sebagai basis interpretasi analisis risiko dan formulasi kebijakan.



Gambar 1. Alur Kerja Pemodelan Runtun Waktu

2.1. Uji Stasioner Data

Berdasarkan Gambar 1, sebelum pemodelan runtun waktu dilakukan, stasioneritas data harus terpenuhi. Stasioneritas data mengindikasikan bahwa sifat-sifat statistik dari runtun waktu bersifat konstan sepanjang waktu. Syarat stasioneritas ini sangat diperlukan dalam pemodelan Box-Jenkins untuk menghindari peramalan semu (*spurious forecasting*), menjamin stabilitas statistik model, serta memastikan bahwa parameter yang terestimasi bersifat valid untuk memprediksi periode yang akan datang.

Pada penelitian ini, uji stasioneritas terhadap varians menggunakan uji Box-Cox [15]. Uji ini mencari nilai λ (lambda) sedemikian rupa sehingga varians data menjadi konstan. Berikut kriteria interpretasi nilai λ .

- Jika $\lambda = 1$ atau mendekati, maka tidak diperlukan transformasi karena varians sudah stasioner.
- Jika $\lambda = 0$ atau mendekati, maka akan digunakan transformasi logaritma natural ($\ln Y_t$).
- Jika $\lambda = 0,5$ atau mendekati, maka akan digunakan transformasi akar kuadrat ($\sqrt{Y_t}$).
- Jika $\lambda = -1$ atau mendekati, maka akan digunakan transformasi kebalikan ($\frac{1}{Y_t}$).

Selanjutnya, uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dilakukan untuk menguji stasioneritas terhadap rata-rata yang berdasarkan persamaan berikut [16]

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

dengan Y_t : harga beras pada periode t , $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ (pembedaan pertama/*first difference*), α : konstanta, t : tren waktu, dan ε_t : galat acak (*white noise*). Hipotesis untuk pengujian ADF adalah

$H_0: \gamma = 0$ (Data mengandung unit *root*/tidak stasioner)

$H_1: \gamma < 0$ (Data stasioner)

Jika H_0 ditolak ($p\text{-value} < 0,05$), maka data stasioner dan tidak perlu dilakukan diferensiasi (*differencing*). Diferensiasi adalah teknik pengolahan data runtun waktu (*time series*) dengan cara menghitung selisih antara nilai suatu observasi pada periode saat ini (Y_t) dengan nilai observasi pada satu periode sebelumnya (Y_{t-1}). Tujuan utama dari proses ini adalah untuk menghilangkan tren jangka panjang (tren linier naik atau turun) sehingga data menjadi stasioner terhadap rata-rata (*mean-stationary*).

2.2. Pemodelan *ARIMA* (p, d, q) dan *SARIMA* (p, d, q)(P, D, Q)₁₂

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan salah satu model runtun waktu univariat yang bertujuan untuk menganalisis pola data historis serta memprediksi nilai variabel di masa mendatang. Model ini bekerja dengan mengombinasikan tiga komponen utama, yaitu, *Autoregressive* (AR) berordo p , *Integration* (I) berordo d , dan *Moving Average* (MA) berordo q . Cara kerja *ARIMA* diawali dengan menstasionerkan data melalui proses diferensiasi berordo d guna mengeliminasi tren, yaitu, menghilangkan komponen kecenderungan pergerakan jangka panjang (naik atau turun) agar rata-rata data menjadi stabil dari waktu ke waktu. Selanjutnya, model memprediksi nilai saat ini berdasarkan kombinasi linier dari pengamatan masa lalu (komponen AR) dan galat/sisaan acak masa lalu (komponen MA). Bentuk umum persamaan *ARIMA* (p, d, q) disajikan sebagai berikut [13]

$$Y'_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y'_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j},$$

dengan

Y'_t : Data harga beras yang telah distasionerkan melalui *differencing* berordo d

ϕ_i : Parameter komponen Autoregressive (AR)

θ_j : Parameter komponen Moving Average (MA)

ε_t : Sisaan/galat pada waktu t

Identifikasi ordo p dan q ditentukan berdasarkan pola grafik *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF). Pemilihan model ARIMA terbaik didasarkan pada nilai kriteria informasi terkecil.

SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) adalah ekstensi atau perluasan dari model ARIMA yang dirancang khusus untuk menangani data deret waktu (*time series*) yang memiliki pola musiman (*seasonality*). Perbedaan utama antara ARIMA dan SARIMA terletak pada kemampuannya dalam mengakomodasi pola berulang (musiman) pada interval waktu tertentu (seperti bulanan, kuartalan, atau tahunan). ARIMA hanya memodelkan dinamika jangka pendek non-musiman (p, d, q), sehingga gagal menangkap korelasi antar-periode musiman. Sebaliknya, SARIMA menggabungkan komponen non-musiman (p, d, q) dan komponen musiman $(P, D, Q)_s$ secara bersamaan untuk memetakan fluktuasi jangka pendek sekaligus pola musiman berulang dengan periode s .

Model SARIMA dituliskan dengan notasi baku SARIMA(p, d, q)(P, D, Q) $_s$. Parameter SARIMA terdiri komponen non-musiman dan komponen musiman. Komponen (p, d, q) memiliki definisi yang sama dengan komponen (p, d, q) di ARIMA. Sementara komponen musiman $(P, D, Q)_s$, dengan P (SAR - *Seasonal AR*), yaitu pengaruh nilai periode musiman lalu, D (SI - *Seasonal Integrated*) merupakan tingkat diferensiasi musiman, yaitu pengurangan data dengan data pada periode musiman sebelumnya ($Y_t - Y_{t-s}$), dan Q (SMA - *Seasonal MA*) yang merupakan pengaruh kejutan/error pada periode musiman lalu, serta s (*seasonality period*) yaitu panjang periode musiman.

Formulasi matematis SARIMA(p, d, q)(P, D, Q) $_s$ menggunakan operator *backshift* (B , di mana $B^k Y_t = Y_{t-k}$), persamaannya dirumuskan sebagai berikut

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1 - B^s)^D(1 - B)^d Y_t = \Theta_Q(B^s)\theta_q(B)\varepsilon_t, \quad (2)$$

dengan

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \text{ (Operator AR non-musiman)}$$

$$\Phi_P(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_P B^{Ps} \text{ (Operator AR musiman)}$$

$$\theta_q(B) = 1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q \text{ (Operator MA non-musiman)}$$

$$\Theta_Q(B^s) = 1 + \Theta_1 B^s + \dots + \Theta_Q B^{Qs} \text{ (Operator MA musiman)}$$

ε_t : sisaan acak / *white noise*.

2.3. Uji Diagnostik Sisaan dan Uji Efek ARCH

Sisaan (ε_t) dari model ARIMA terbaik perlu diuji kelayakannya untuk menunjukkan bahwa sisaan (ε_t) tersebut bersifat *white noise* dan bebas dari autokorelasi. Pengujian pertama, yaitu, uji sifat *white noise* dilakukan dengan menggunakan Uji Ljung-Box. Sementara itu, uji keberadaan *heteroskedastisitas* (efek ARCH) dengan Uji *Lagrange Multiplier* (LM) [18] melalui persamaan regresi sisaan kuadrat, sebagai berikut,

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \hat{\varepsilon}_{t-i}^2 + e_t. \quad (3)$$

Hipotesis Uji ARCH adalah,

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0 \text{ (Tidak ada efek ARCH/Homoskedastis)}$$

$$H_1: \text{Minimal ada satu } \alpha_i \neq 0 \text{ (Terdapat efek ARCH/Heteroskedastis)}$$

Jika H_0 ditolak, yaitu, $p\text{-value} < 0,05$, maka model dilanjutkan ke tahap pemodelan GARCH.

2.4. Pemodelan GARCH (p, q) untuk Persamaan Variansi (*Variance Equation*)

Model GARCH (p, q) memodelkan variansi kondisional (σ_t^2) sebagai fungsi dari sisaan kuadrat masa lalu (komponen ARCH) dan variansi kondisional masa lalu (komponen GARCH) [14] yang dituliskan sebagai berikut

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2,$$

dengan

σ_t^2 : Variansi kondisional (*conditional variance*) pada waktu t

$\omega > 0$: Konstanta variansi

$\alpha_i \geq 0$: Koefisien ARCH (reaksi volatilitas terhadap kejutan periode sebelumnya)

$\beta_j \geq 0$: Koefisien GARCH (persistensi volatilitas)

Syarat stasioneritas variansi: $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$

2.5. Evaluasi Kinerja Model

Akurasi dan kebaikan pemodelan dievaluasi berdasarkan kriteria galat peramalan seperti *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan formula sebagai berikut

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Y_t - \hat{Y}_t)^2}, \quad (4)$$

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right|, \quad (5)$$

dengan

n : Jumlah total bulan/periode data dari tahun 2010 hingga 2025.

Y_t : Harga beras asli (aktual) pada bulan ke- t .

$\hat{Y}_t$: Harga beras hasil prediksi (*fitted*) pada bulan ke- t .

Kriteria standar interpretasi nilai MAPE yang banyak digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1 [19]. Sementara RMSE pada Persamaan (4) mengukur akar kuadrat dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi. RMSE memberikan gambaran seberapa jauh simpangan prediksi dari nilai sebenarnya dalam satuan unit yang sama dengan data asli.

Tabel 1. Kriteria pengukuran MAPE

No	Nilai MAPE	Deskripsi
1	<10%	Sangat baik
2	10% - 20%	Baik
3	20% - 50%	Cukup baik
4	>50%	Tidak baik

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan adalah rata-rata harga beras di tingkat perdagangan besar (grosir) Indonesia dari Januari 2010 sampai dengan Desember 2025 yang di ambil dari Badan Pusat statistik [20]. Data yang digunakan dalam pemodelan adalah rata-rata harga beras di Tingkat perdagangan besar (grosir) pada Januari 2010 sampai dengan Desember 2025. Data tersebut

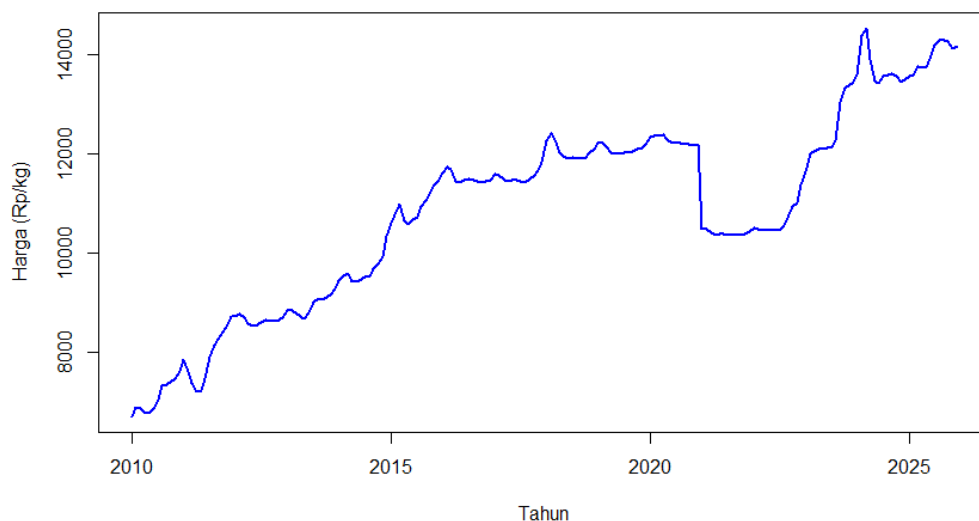
mencakup 192 observasi bulanan dengan gambaran statistik utama yang diperlihatkan pada Tabel 2. Proses pemodelan pada penelitian ini menggunakan Bahasa pemrograman R dan Excel.

Tabel 2. Gambaran statistika data rata-rata harga beras di tingkat perdagangan besar (grosir) pada Januari 2010-Desember 2025

Indikator Statistik	Nilai (Rp/kg)	Keterangan / Waktu Kejadian
Jumlah Observasi (<i>N</i>)	192 Bulan	Januari 2010 – Desember 2025
Rata-rata (Mean)	Rp 10.860,77	Tingkat rata-rata grosir nasional
Harga Minimum	Rp 6.702,49	Terjadi pada Januari 2010
Harga Maksimum	Rp 14.528,00	Terjadi pada Maret 2024 (Puncak lonjakan)
Standar Deviasi	Rp 1.956,30	Variabilitas harga antar tahun
Posisi Akhir (Des 2025)	Rp 14.162,00	Tingkat harga di akhir periode

Berdasarkan statistik deskriptif pada Tabel 2 dan visualisasi tren pada Gambar 2, data rata-rata harga beras tingkat perdagangan besar (grosir) nasional selama 192 bulan pengamatan (Januari 2010–Desember 2025) memiliki nilai rata-rata sebesar Rp10.860,77/kg dengan standar deviasi Rp1.956,30/kg. Pergerakan harga mencatatkan nilai minimum sebesar Rp6.702,49/kg pada Januari 2010 dan terus menunjukkan kecenderungan tren meningkat (*upward trend*) hingga mencapai puncak lonjakan maksimum sebesar Rp14.528,00/kg pada Maret 2024, sebelum akhirnya berada pada posisi Rp14.162,00/kg pada Desember 2025. Selain pola tren jangka panjang, grafik tersebut memperlihatkan adanya pergeseran struktural (*structural break*) berupa penurunan signifikan sekitar tahun 2021 yang kemudian diikuti oleh lonjakan harga yang tajam pada kurun 2023–2024. Pergerakan rata-rata yang fluktuatif dan variabilitas yang terus berubah seiring waktu ini mengindikasikan bahwa data deret waktu harga beras belum stasioner terhadap rata-rata, sehingga memerlukan proses diferensiasi (*differencing*) sebelum dilanjutkan ke tahap pemodelan.

Perkembangan Rata-rata Harga Beras Tingkat Perdagangan Besar di Indonesia



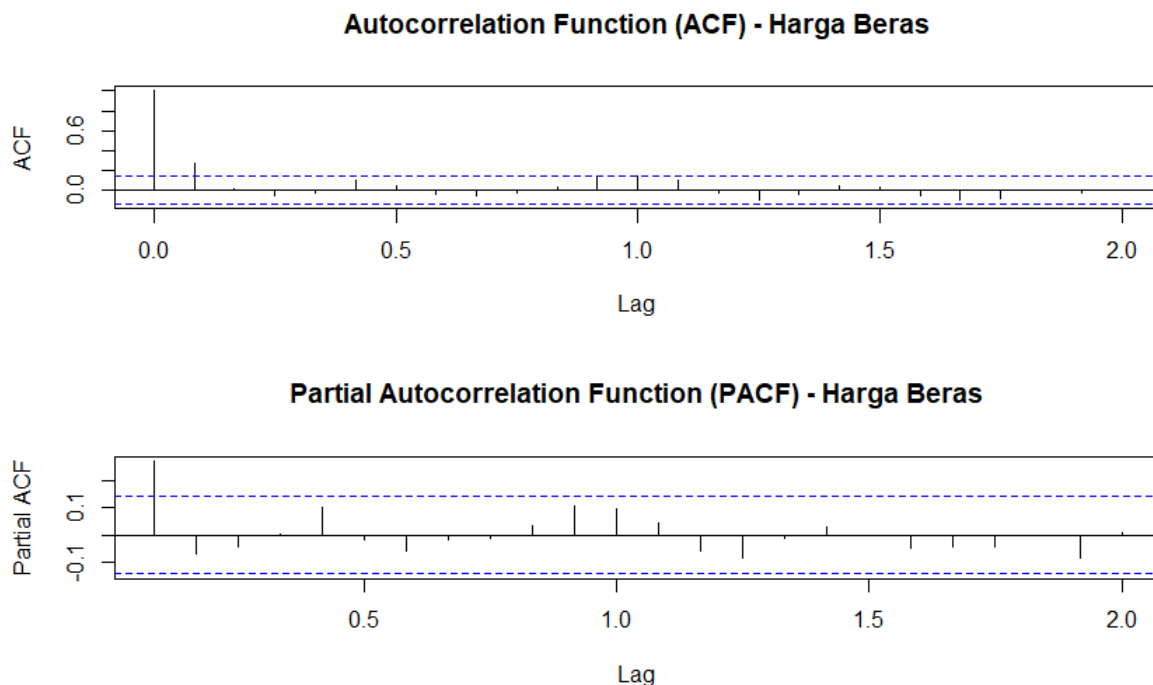
Gambar 2. Grafik perkembangan rata-rata harga beras tingkat perdagangan besar di Indonesia

3.1. Uji Stasionaritas

Berdasarkan hasil uji stasionaritas menggunakan Persamaan (1), yaitu tes *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), diperoleh,

- Pada tingkat level ($d = 0$) diperoleh statistik ADF = -2.1881 ($p\text{-value} = 0,4974 > 0,05$). Hal tersebut menunjukkan data tidak stasioner pada tingkat level.
- *Differencing* Pertama ($d = 1$) diperoleh Statistik ADF = $-4,9884$ ($p\text{-value} = 0,01 < 0,05$). Hal tersebut berarti data menjadi stasioner setelah diferensiasi pertama, sehingga memenuhi syarat untuk pemodelan ARIMA.

Berdasarkan hasil uji stasionaritas variansi menggunakan tes Box Cox diperoleh nilai $\lambda = 0.9929$. Nilai tersebut mendekati 1, sehingga dapat disimpulkan variansi data sudah stasioner sehingga tidak perlu ditransformasi. Gambar 3 menunjukkan plot diagnostik data setelah dilakukan diferensiasi pertama. Plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data harga beras yang telah didiferensiasi menunjukkan bahwa nilai autokorelasi dengan cepat meluruh (*dies down*) setelah *lag* awal, di mana lonjakan signifikan (*cuts off*) terlihat pada *lag* 1 di grafik ACF serta lonjakan musiman yang signifikan berada pada kisaran *lag* musiman (12 bulan/ *lag* 1,0) di grafik PACF. Pola ini mengindikasikan bahwa data telah stasioner setelah proses diferensiasi dan memberikan panduan awal dalam penentuan kandidat ordo komponen untuk pembentukan model ARIMA/SARIMA.



Gambar 3. Plot diagnostic ACF dan PACF setelah data didiferensiasi

3.2. Pemilihan Model ARIMA/SARIMA Terbaik

Berdasarkan hasil pemodelan dengan menggunakan bahasa pemrograman R, diperoleh hasil uji berbagai model runtun waktu serta nilai AIC/BIC, RMSE, dan MAPE yang ditampilkan pada Tabel 3 dan Tabel 4. RMSE dan MAPE berturut-turut dihitung dengan menggunakan Persamaan (4) dan Persamaan (5).

Tabel 3. Estimasi parameter untuk model ARIMA/SARIMA

Spesifikasi Model	Parameter	Koefisien	Std. Error	<i>z</i> -statistic	<i>p</i> -value	Kesimpulan ($\alpha = 0.05$)
<i>ARIMA(0,1,1) drift</i>	<i>ma1</i>	0.2784	0.0673	4.137	0.000035	Signifikan
	<i>drift</i>	39.3477	17.5566	2.241	0.025000	Signifikan
<i>ARIMA(0,1,1)</i>	<i>ma1</i>	0.2945	0.0660	4.462	0.000008	Signifikan

$ARIMA(1,1,1)$	$ar1$	0.1797	0.2209	0.813	0.415900	Tidak Signifikan
	$ma1$	0.1302	0.2215	0.588	0.556700	Tidak Signifikan
$ARIMA(1,1,1) \text{ drift}$	$ar1$	0.1019	0.2322	0.439	0.660800	Tidak Signifikan
	$ma1$	0.1854	0.2275	0.815	0.415100	Tidak Signifikan
	$drift$	39.3637	18.1136	2.173	0.029800	Signifikan
$SARIMA(1,1,1)(1,1,1)_{12}$	$ar1$	0.1143	0.2747	0.416	0.677300	Tidak Signifikan
	$ma1$	0.1379	0.2725	0.506	0.612800	Tidak Signifikan
	$sar1$	0.0546	0.0778	0.702	0.482800	Tidak Signifikan
	$sma1$	-0.9984	0.2590	-3.855	0.000120	Signifikan
$SARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	$ar1$	0.1209	0.2633	0.459	0.646100	Tidak Signifikan
	$ma1$	0.1399	0.2607	0.537	0.591500	Tidak Signifikan
	$sma1$	-0.9311	0.1198	-7.772	< 0.0001	Signifikan
$SARIMA(0,1,1)(1,1,1)_{12}$	$ma1$	0.2446	0.0707	3.460	0.000540	Signifikan
	$sar1$	0.0561	0.0777	0.722	0.470300	Tidak Signifikan
	$sma1$	-0.9996	0.2322	-4.305	0.000017	Signifikan
$SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	$ma1$	0.2517	0.0697	3.611	0.000310	Signifikan
	$sma1$	-0.9334	0.1238	-7.540	< 0.0001	Signifikan

Tabel 4. Nilai AIC, BIC, RMSE, dan MAPE untuk model ARIMA/SARIMA

No	Model	AIC	BIC	RMSE	MAPE (%)
1	ARIMA(0,1,1) with drift	2552.49	2562.25	189.51	0.9046%
2	ARIMA(0,1,1)	2555.39	2561.89	191.95	0.9407%
3	ARIMA(1,1,1)	2556.78	2566.54	191.64	0.9305%
4	ARIMA(1,1,1) with drift	2554.31	2567.32	189.42	0.9010%
5	$SARIMA(1,1,1)(1,1,1)_{12}$	2418.41	2434.34	178.52	0.8075%
6	$SARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	2416.82	2429.57	183.17	0.8243%
7	$SARIMA(0,1,1)(1,1,1)_{12}$	2416.57	2429.32	178.52	0.8130%
8	$SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	2415.02	2424.58	183.13	0.8292%

Berdasarkan Tabel 4, terdapat penurunan nilai AIC/BIC yang sangat drastis (turun sebesar sekitar 137 poin) dari kelompok model non-musiman ($AIC \approx 2552 - 2556$) ke kelompok model SARIMA ($AIC \approx 2415 - 2418$). Hal ini membuktikan secara empiris bahwa pergerakan harga beras sangat dipengaruhi oleh pola musiman tahunan (periode 12 bulanan). Pada Tabel 3, model-model yang memiliki komponen $ar1$ atau $sar1$ (seperti $ARIMA(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ nilai *standard error* (*s.e.*) dari koefisien tersebut hampir sama besar

atau bahkan lebih besar dari nilai koefisiennya sendiri. Ini menunjukkan bahwa parameter *Autoregressive* (AR) tidak signifikan secara statistik ($p\text{-value} > 0.05$). Sebaliknya, parameter *Moving Average* ($ma1$ dan $sma1$) konsisten memiliki nilai $s.e.$ yang kecil dibanding koefisiennya, menandakan pengaruh yang signifikan.

Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ menghasilkan nilai AIC = 2415.02 dan BIC = 2424.58, yang merupakan nilai terkecil dibandingkan model lainnya. Dalam seleksi model runtun waktu, model terbaik bukanlah model yang paling rumit, melainkan model yang paling efisien, yaitu mampu menjelaskan data secara akurat menggunakan jumlah parameter sekecil mungkin. Meskipun model seperti ARIMA(1,1,1)₁₂ atau ARIMA(0,1,1)(1,1,1)₁₂ memiliki galat RMSE yang sedikit lebih kecil, keduanya mengandung parameter tak signifikan ($ar1$ atau $sar1$). Mengikuti prinsip parsimoni Box-Jenkins, model dengan parameter lebih sedikit yang seluruhnya signifikan jauh lebih unggul dan stabil untuk peramalan (*forecasting*). Berdasarkan Tabel 4, Nilai MAPE = 0.829% (kurang dari 1%) mengindikasikan bahwa model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ ini memiliki tingkat akurasi peramalan harga beras yang sangat baik.

Berdasarkan hasil estimasi parameter terbaik pada Tabel 3, spesifikasi matematis model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ untuk peramalan harga beras dapat dirumuskan menggunakan Persamaan (2) sebagai berikut

$$(1 - B)(1 - B^{12})Y_t = (1 + 0,2517B)(1 - 0,9334B^{12})\varepsilon_t. \quad (6)$$

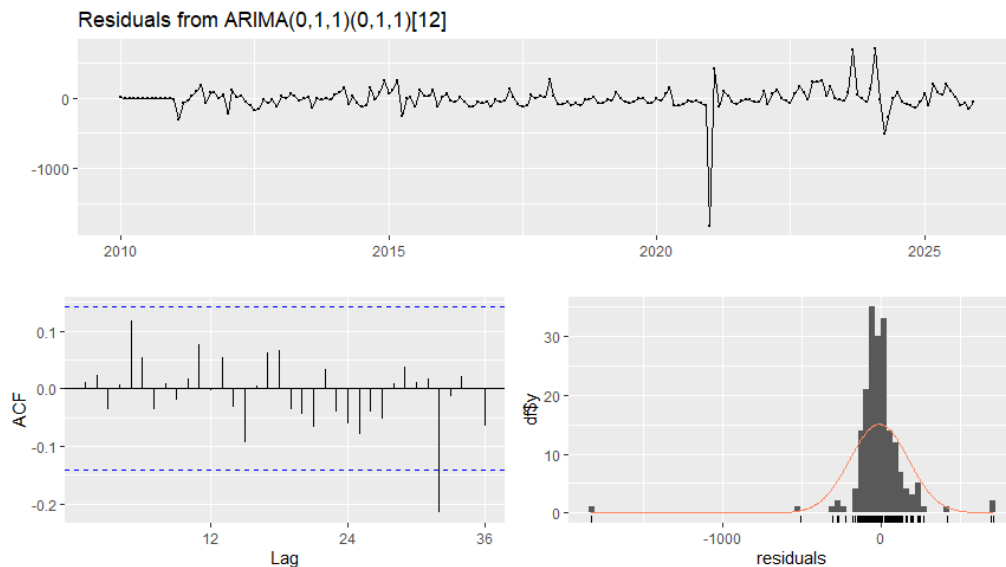
Apabila Persamaan (6) dijabarkan ke dalam bentuk aljabar terurai untuk memprediksi harga beras pada periode t , maka persamaannya dapat dituliskan menjadi

$$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + \varepsilon_t + 0,2517\varepsilon_{t-1} - 0,9334\varepsilon_{t-12} - 0,2349\varepsilon_{t-13}. \quad (7)$$

Persamaan (7) ini menunjukkan bahwa perkiraan harga beras pada bulan berjalan (Y_t) dibentuk oleh kombinasi nilai historis harga beras pada 1 bulan sebelumnya (Y_{t-1}), 12 bulan sebelumnya (Y_{t-12}), serta penyesuaian atas kejutan harga acak (ε_t) baik jangka pendek maupun musiman tahunan.

3.3. Pemodelan Volatilitas GARCH

Pengujian efek heteroskedastisitas pada sisaan ARIMA/SARIMA bertujuan untuk melihat keberadaan *volatility clustering*. Plot sisaan pada Gambar 4 menunjukkan garis sisaan secara umum berfluktuasi secara acak di sekitar angka 0 dari tahun 2010 hingga 2026. Hal ini mengindikasikan bahwa model bersifat *unbiased* (tidak memihak), di mana seluruh pola tren dan musiman telah berhasil diserap sempurna oleh model sehingga kesalahan prediksinya murni bersifat acak (*random noise*). Plot ACF sisaan menunjukkan hampir seluruh garis *lag* berada di dalam batas biru. Hal ini menunjukkan tidak ada autokorelasi yang signifikan pada sisaan. Dengan kata lain, sisaan sudah bersifat independent/acak (*white noise*). Pada plot histogram dan kurva distribusi sisaan, sebagian besar sisaan terpusat di sekitar angka 0 dan membentuk pola simetris yang cukup baik mengikuti kurva normal.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Sisaan SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂

```

Ljung-Box test

data:  Residuals from ARIMA(0,1,1)(0,1,1)[12]
Q* = 13.017, df = 22, p-value = 0.9327

Model df: 2.    Total lags used: 24
  
```

Gambar 5. Hasil Uji Ljung-Box SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ dengan R

Berdasarkan Gambar 5, pengujian asumsi independensi sisaan (*white noise*) dilakukan untuk memastikan bahwa tidak ada autokorelasi yang tersisa pada sisaan model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂. Pengujian ini menggunakan *Total lags used* = 24, untuk memastikan sisaan bebas dari autokorelasi jangka panjang. Jumlah parameter terestimasi *Model df* = 2 (berasal dari $q = 1$ dan $Q = 1$), sehingga menghasilkan derajat bebas $df = 22$ ($df = 24 - 2$). Dari pengujian tersebut, diperoleh nilai statistik uji $Q^* = 13,017$ dengan nilai $p\text{-value} = 0,9327$. Oleh karena nilai $p\text{-value} > 0,05$, maka hipotesis nol (H_0) diterima, yang mengindikasikan bahwa sisaan model telah bersifat independen atau saling bebas (*white noise*). Terpenuhinya asumsi *white noise* ini mengonfirmasi bahwa seluruh pola pergerakan harga beras, baik tren maupun komponen musiman bulanan, telah terserap secara optimal di dalam model, sehingga model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ dinyatakan sangat *fit* dan valid untuk peramalan harga beras ke depan.

```

Box-Ljung test

data:  res_sq
x-squared = 0.54282, df = 12, p-value = 1
  
```

Gambar 6. Pengujian efek ARCH (volatilitas)

Pengujian efek volatilitas (*ARCH effect*), dilakukan untuk mengevaluasi apakah sisaan dari model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ masih mengandung heteroskedastisitas atau pemusatan volatilitas (*volatility clustering*). Berdasarkan Gambar 6, pengujian Box-Ljung dilakukan pada data sisaan kuadrat (ε_t^2) untuk menguji autokorelasi ragam hingga derajat bebas (df) sebesar

12, untuk menyesuaikan frekuensi data bulanan ($s = 12$), guna memastikan kestabilan ragam terbebas dari gejala musiman dalam siklus satu tahun penuh. Pengujian menghasilkan nilai statistik uji Chi-Square ($X\text{-squared}$) sebesar 0,54282 dengan nilai $p\text{-value} = 1,000$. Oleh karena nilai $p\text{-value} > 0,05$, maka hipotesis nol (H_0) diterima. Hal ini mengonfirmasi bahwa tidak terdapat efek ARCH pada sisaan model dan ragam galat bersifat homoskedastis (konstan).

Temuan ini mengindikasikan bahwa intervensi kebijakan stabilitas harga pangan berulang berhasil meredam gejala varians ekstrem pada harga beras. Dengan demikian, pemodelan volatilitas tingkat lanjut seperti GARCH tidak diperlukan, dan model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ merupakan model tunggal terbaik (*best-fit model*) yang memenuhi seluruh asumsi klasik deret waktu.

3.4. Evaluasi Pola Musiman dan Pemodelan Mean

Hasil analisis pada Tabel 3 dan Tabel 4 menunjukkan bahwa pergerakan harga beras sangat dipengaruhi oleh siklus musiman tahunan yang berkaitan erat dengan pola tanam dan masa panen raya. Model SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ terbukti menjadi model mean terbaik untuk menangkap dinamika ini.

- **Komponen Non-Musiman MA(1):** Menunjukkan bahwa gejala harga beras dalam jangka pendek (antar-bulan) memiliki ingatan (*memory*) yang cepat mereda pasca-kejutan pasar.
- **Komponen Musiman SMA(1)₁₂:** Menunjukkan adanya pola berulang yang kuat setiap 12 bulan. Hal ini mencerminkan perbedaan berulang antara periode panen dan masa paceklik.

Penggunaan diferensiasi musiman ($D = 1$) dan non-musiman ($d = 1$) berhasil mentransformasi data menjadi stasioner, serta menghasilkan sisaan (residual) yang bersifat acak (*white noise*). Hal ini membuktikan bahwa model SARIMA terpilih mampu menyerap seluruh informasi historis dan struktur musiman data secara efisien.

3.5. Evaluasi Efek Volatilitas (*ARCH Effect*)

Pengujian keberadaan heteroskedastisitas bersyarat menggunakan uji ARCH LM (atau Ljung-Box pada residual kuadrat) menghasilkan nilai $p\text{-value}$ yang signifikan di atas tingkat kekritisian 5% ($p > 0,05$). Hal ini menunjukkan tidak adanya efek ARCH/GARCH pada residual model. Temuan ini memberikan beberapa penafsiran penting, yaitu,

- Stabilitas varians di tingkat perusahaan besar (eceran). Berbeda dengan komoditas yang diperdagangkan di pasar bursa instrumen finansial, varians harga beras eceran cenderung bersifat homoskedastis (konstan dari waktu ke waktu).
- Efektivitas Intervensi Pemerintah. Tidak ditemukannya gejala volatilitas ekstrem (*volatility clustering*) pada rata-rata harga beras di perusahaan besar (eceran) tahun 2010-2025. Hal ini mencerminkan peran efektif kebijakan stabilisasi pangan—seperti penetapan Harga Eceran Tertinggi (HET), operasi pasar (SPHP oleh BULOG), dan pengelolaan cadangan beras pemerintah dalam meredam transmisi kejutan pasokan ke tingkat konsumen.
- Efisiensi Pemodelan (Parsimoni). Karena tidak terdapat efek ARCH, penambahan model volatilitas kompleks (seperti GARCH atau EGARCH) tidak diperlukan. Penggunaan model SARIMA murni mencegah terjadinya pemborosan parameter (*over-parameterization*) tanpa mengorbankan akurasi peramalan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan mengenai pemodelan harga beras, dapat disimpulkan bahwa model terbaik terpilih pada penelitian ini adalah model $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ terbukti sebagai model peramalan harga beras terbaik. Model ini memenuhi seluruh asumsi diagnostik statistik (sisaan bersifat *white noise* dan berdistribusi normal) serta memiliki nilai kriteria informasi (AIC/BIC) dan tingkat galat (MAPE) yang paling minimum. Selain itu, evaluasi terhadap sisaan model menunjukkan tidak adanya efek volatilitas (efek ARCH). Varians dari fluktuasi harga beras relatif stabil seiring waktu, sehingga pemodelan lanjutan berbasis GARCH tidak dibutuhkan. Adapun pola musiman yang teridentifikasi secara presisi oleh model SARIMA dapat dimanfaatkan oleh pemangku kepentingan (pemerintah dan pelaku rantai pasok) sebagai instrumen *Early Warning System* (EWS) untuk mengantisipasi kenaikan harga pada periode panceklik serta mengoptimalkan penyerapan gabah saat panen raya.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Bale Bandung (UNIBBA) atas dukungan finansial yang diberikan melalui program Hibah Penelitian Internal Tahun 2025. Berkat pendanaan tersebut, penelitian ini dapat terlaksana dan diselesaikan dengan baik.

Daftar Pustaka

- [1] A. Curzi and A. Manelli, "The Agricultural Commodity Market: Volatility, Prices and Fundamental Factors," *International Journal of Research and Innovation in Social Science (IJRISS)*, vol. 10, no. 6, pp. 12031–12046, Jul. 2026, doi: 10.47772/IJRISS.
- [2] M. Bonato, O. Cepni, R. Gupta, and C. Pierdzioch, "Forecasting the realized volatility of agricultural commodity prices: Does sentiment matter?," *J. Forecast.*, vol. 43, no. 6, pp. 2088–2125, Sep. 2024, doi: 10.1002/for.3106.
- [3] V. Asbar and D. Lutfi Johan Ardiansyah, "OPTIMASI DISTRIBUSI BERAS DALAM PEMENUHAN PERSEDIAAN PANGAN DI KECAMATAN KOTA JUANG KABUPATEN BIREUEN," *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika (JRAM) e-ISSN*, vol. 10, no. 1, pp. 2581–0154, 2026, doi: 10.26740/jram.v10n1.p153-164.
- [4] H. Bhandari, J. Balié, V. Pede, and N. Meah, "Impact of COVID-19 on the rice value chain (RVC) in Asia," May 2020. [Online]. Available: <https://bit.ly/2BaVqv0>
- [5] P. D. Wijayati, D. Laily, and D. Atasa, "The price volatility of staple food in the global market as an impact of COVID-19 pandemic and world economic recession," *AGROMIX*, vol. 13, no. 1, pp. 89–103, Mar. 2022, doi: 10.35891/agx.v13i1.2874.
- [6] Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Kementerian Pertanian, *ANALISIS KINERJA PERDAGANGAN BERAS 2024*, 1A ed., vol. 14, no. 1A. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Kementerian Pertanian, 2024.
- [7] Pebri, "Government: strong food reserves to brace for El Niño - OBSERVER - the latest information about Indonesian news and social culture." Accessed: Apr. 09, 2026. [Online]. Available: <https://observerid.com/government-strong-food-reserves-to-brace-for-el-nino/>
- [8] S. Mujihartono, H. S. Hwang, and D. H. Shin, "Analyzing Factors and Developing Strategies for Rice Price Stabilization Policy in Indonesia," *Journal of International Development Cooperation*, vol. 18, no. 2, pp. 3–27, Nov. 2023, doi: 10.34225/jidc.2023.18.2.3.
- [9] S. Jha, K. Kubo, and B. Ramaswami, "International Trade and Risk Sharing in the Global Rice Market: The Impact of Foreign and Domestic Supply Shocks," *Mandaluyong*, 372, Oct. 2013. [Online]. Available: www.adb.org/

- [10] A. Muslim, "Analyzing volatility of rice price in Indonesia using ARCH/GARCH model," *Economic Journal of Emerging Markets*, vol. 6, no. 1, pp. 1–12, Apr. 2014, doi: 10.20885/ejem.vol.
- [11] A. F. B. Firmansyah and D. P. Sari, "Analisis Volatilitas Harga Beras dan Segmentasi Wilayah Berbasis Data Digital Pemanfaatan data crawling dari Panel Harga Pangan Nasional," 2025.
- [12] A. N. Aulia, D. I. Wardhana, M. Afifutoyyiba, and T. P. Pamungkas, "Hubungan Volatilitas Harga Konsumsi Beras Terhadap Ketahanan Pangan di Jawa Timur," *Mimbar Agribisnis: Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*, vol. 11, no. 2, pp. 2612–2620, Jul. 2025.
- [13] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *TIME SERIES ANALYSIS- Forecasting and Control*, 5th ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2016.
- [14] T. Bollerslev, "GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY," 1986.
- [15] G. E. P. Box and D. R. Cox, "An Analysis of Transformations," *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, vol. 26, no. 2, pp. 211–252, 1964.
- [16] D. A. Dickey and W. A. Fuller, "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 74, no. 366, pp. 427–431, 1979.
- [17] K. Nurul Khikmah and Y. Sofro, "PERBANDINGAN KINERJA MODEL ARIMA DAN LSTM UNTUK PERAMALAN CURAH HUJAN DI KALIMANTAN TENGAH," *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika*, vol. 9, no. 2, pp. 199–207, 2025.
- [18] R. F. Engle, "Autoregressive conditional hetercedasticity with estimates of the varianceof UK infaltion," *Econometrica*, vol. 50, no. 4, pp. 987–1008, Jul. 1982.
- [19] A. Putri Yenar, D. Vionanda, and D. Yenni Kurniawati, "PENERAPAN FUZZY TIME SERIES SINGH UNTUK MEMPREDIKSI CURAH HUJAN KOTA PADANG PANJANG," *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika (JRAM) e-ISSN*, vol. 10, no. 1, pp. 2581–0154, 2026, doi: 10.26740/jram.v10n1.p59-67.
- [20] BPS, "Rata-rata Harga Beras di Tingkat Perdagangan Besar (Grosir) Indonesia - Tabel Statistik - Badan Pusat Statistik Indonesia." Accessed: Apr. 06, 2026. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/Mjk1IzI=/rata-rata-harga-beras-di-tingkat-perdagangan-besar--grosir--indonesia.html>