

# Evaluasi Performa Model Peramalan Harga Beras Medium Bulanan di Jawa Barat: Pendekatan Expanding Window Out-of-Sample

Aditya Rifqi Ramadhan\*, Yohana Herlina Putri

*Mahasiswa Prodi Matematika, MIPA, Universitas Pertahanan RI, Bogor*

[adityarr121104@gmail.com](mailto:adityarr121104@gmail.com)

**Diterima: 11-05-2026; Direvisi: 29-06-2026; Dipublikasi: 29-06-2026**

## Abstract

Forecasting studies for medium rice prices in West Java have relied predominantly on single-model approaches without systematic out-of-sample evaluation, leaving the comparative predictive performance of competing time series models under realistic forecasting conditions unexamined. This study addresses that gap by comparing five time series models Seasonal Naïve, ARIMA (1,1,1), Additive Holt-Winters ETS, SARIMA (0,1,1) (0,1,1,12), and SARIMA (1,1,1) (1,1,1,12) for monthly medium rice prices in West Java Province. Data were sourced from the National Strategic Food Price Information Center (PIHPS) covering April 2017 to November 2025, comprising 104 monthly observations. Model performance was evaluated using an expanding window procedure over a 21-month test period (March 2024 – November 2025) based on three accuracy metrics: MAE, RMSE, and MAPE. Results show that ARIMA (1,1,1) consistently outperformed all competing models, achieving MAE of Rp. 92.63/kg, RMSE of Rp. 169.47/kg, and MAPE of 0.62% classified as highly accurate under Lewis's (1982) criteria. This finding indicates that, within the evaluation period characterized by El Niño-driven supply disruptions and government HET policy changes, the non-seasonal ARIMA specification achieved superior out-of-sample accuracy relative to SARIMA models that incorporate historical seasonal components, a pattern consistent with the possibility that disrupted seasonality during anomalous periods limits the predictive advantage of seasonal model specifications. The best-performing model was subsequently applied to forecast rice prices for December 2025 – November 2026, projecting relatively stable prices around Rp. 14.809/kg. These findings provide actionable early information for regional stakeholders in short-term rice price monitoring and management.

**Keywords:** rice prices, time series forecasting, ARIMA, SARIMA, ETS

## Abstrak

Studi peramalan harga beras menengah di Jawa Barat selama ini sebagian besar mengandalkan pendekatan satu model tanpa evaluasi out-of-sample yang sistematis, sehingga kinerja prediktif komparatif dari berbagai model deret waktu yang bersaing dalam kondisi peramalan yang realistis belum diteliti. Penelitian ini mengatasi kesenjangan tersebut dengan membandingkan lima model deret waktu, yaitu Seasonal Naïve, ARIMA (1,1,1), Additive Holt-Winters ETS, SARIMA (0,1,1) (0,1,1,12), dan SARIMA (1,1,1) (1,1,1,12) untuk harga beras medium bulanan di Provinsi Jawa Barat. Data diperoleh dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS) yang mencakup periode April 2017 hingga November 2025, terdiri dari 104 pengamatan bulanan. Kinerja model dievaluasi menggunakan prosedur jendela yang diperluas selama periode uji 21 bulan (Maret 2024 – November 2025) berdasarkan tiga metrik akurasi: MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil menunjukkan bahwa ARIMA (1,1,1) secara konsisten mengungguli semua model pesaing, dengan mencapai MAE sebesar Rp 92,63/kg, RMSE sebesar Rp 169,47/kg, dan MAPE sebesar 0,62%, yang diklasifikasikan sebagai sangat akurat berdasarkan kriteria Lewis (1982). Temuan ini menunjukkan bahwa, dalam periode evaluasi yang ditandai oleh gangguan pasokan akibat El Niño dan perubahan kebijakan HET pemerintah, spesifikasi ARIMA non-musiman mencapai akurasi out-of-sample yang lebih unggul dibandingkan model SARIMA yang memasukkan komponen musiman historis, pola ini sejalan dengan kemungkinan bahwa gangguan musiman selama periode anomali membatasi keunggulan prediktif

spesifikasi model musiman. Model dengan kinerja terbaik kemudian diterapkan untuk meramalkan harga beras untuk periode Desember 2025 - November 2026, dengan proyeksi harga yang relatif stabil di sekitar Rp. 14.809/kg. Temuan ini memberikan informasi awal yang dapat ditindaklanjuti bagi pemangku kepentingan regional dalam pemantauan dan pengelolaan harga beras jangka pendek.

**kata kunci:** harga beras, peramalan deret waktu, ARIMA, SARIMA, ETS

## 1. PENDAHULUAN

Beras adalah komoditas pangan yang memegang peran paling strategis di Indonesia. Lebih dari 95% penduduk Indonesia menjadikannya sebagai sumber karbohidrat utama. Karena itu, setiap gejolak harga beras segera berdampak pada daya beli masyarakat dan tingkat inflasi nasional (Aini & Yurisinthae, 2025). Rumah tangga berpendapatan rendah menjadi kelompok yang paling rentan, karena sebagian besar pengeluaran mereka digunakan untuk membeli beras (Hariyanti et al., 2023).

Provinsi Jawa Barat berhasil menempati posisi yang cukup unik dari keseluruhan provinsi di Indonesia. Provinsi dengan jumlah penduduk lebih dari 48 juta jiwa ini (BPS Jawa Barat, 2021) tidak hanya menjadi salah satu daerah penghasil beras terbesar, tapi juga menjadi daerah konsumen terbesar. Kondisi ini membuat Jawa Barat sangat sensitif terhadap perubahan harga beras. Faktor-faktor yang memengaruhi harga beras di Jawa Barat cukup kompleks: musim panen, cuaca, distribusi, dan kebijakan pemerintah (Angkak et al., 2024; Aryani, 2021; Putra et al., 2021). Akibatnya, dinamika harga beras sulit untuk diprediksi karena banyak variabel yang bergerak bersamaan.

Untuk memprediksi pergerakan harga komoditas pangan, pendekatan berbasis data runtun waktu sudah lama menjadi pilihan utama (Andila, 2025; Sihombing et al., 2024). Ada dua pendekatan yang paling populer: ARIMA/SARIMA dan Exponential Smoothing (ETS). ARIMA dan variannya, SARIMA, bekerja dengan melihat pola hubungan antar data masa lalu tanpa perlu variabel tambahan. Sementara itu, ETS Holt-Winters bekerja dengan memisahkan level, tren, dan pola musiman, lalu memberi bobot eksponensial pada masing-masing komponen. Kedua pendekatan ini sama-sama punya kelebihan dan kelemahan, tetapi belum banyak penelitian yang secara langsung membandingkan efektivitasnya dalam konteks harga pangan di Indonesia.

Beberapa studi telah menggunakan pendekatan deret waktu untuk memodelkan harga beras di Indonesia. Andila (2025) dan Sihombing et al. (2024) menerapkan ARIMA pada komoditas pangan, Awalloedin et al. (2023) membandingkan LSTM dan BiLSTM untuk harga beras medium secara nasional. Penelitian Muchtar (2024) menerapkan regresi linear dan random forest untuk harga beras premium di Jawa Barat. Selain itu, Muzakir & Yahya (2025) membandingkan Double Exponential Smoothing Holt dan ARIMA untuk harga beras grosir nasional periode 2021–2024. Meskipun studi-studi ini memberikan kontribusi awal yang berharga, terdapat dua pola keterbatasan metodologis yang berulang. Pertama, sebagian besar studi termasuk Andila (2025) dan Sihombing et al. (2024) menguji satu atau dua spesifikasi model tanpa kerangka evaluasi komparatif

yang seragam antar model time series klasik seperti ARIMA, SARIMA, dan ETS secara bersamaan. Kedua, evaluasi akurasi pada studi-studi tersebut umumnya dilakukan dengan pendekatan in-sample fit atau fixed train-test split sekali jalan (Muzakir & Yahya, 2025; Muchtar & Afiyati, 2024), yang diketahui menghasilkan estimasi performa yang terlalu optimistis karena tidak mencerminkan kondisi peramalan nyata, di mana seorang analis hanya memiliki data historis hingga titik waktu tertentu saat harus membuat prediksi. Akibatnya, belum tersedia bukti empiris yang memadai tentang model time series mana yang paling dapat diandalkan untuk meramalkan harga beras medium bulanan di Jawa Barat dalam kondisi peramalan out-of-sample yang sesungguhnya. Sehingga pada penelitian ini terdapat beberapa rumusan masalah yang ingin diselesaikan untuk mengisi gap tersebut, diantaranya :

1. Membandingkan lima model secara bersamaan yaitu Seasonal Naïve sebagai baseline, ARIMA(1,1,1), ETS Holt-Winters Aditif, serta dua spesifikasi SARIMA dalam meramalkan harga beras medium bulanan di Jawa Barat dengan prosedur evaluasi expanding window?
2. Menentukan model terbaik dalam meramalkan harga beras medium bulanan di Jawa Barat berdasarkan kriteria MAE, RMSE dan MAPE?
3. Bagaimana prediksi harga beras medium bulanan di Jawa Barat berdasarkan kinerja model terbaik?

## 2. METODE PENELITIAN

### a. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada November hingga Desember 2025. Seluruh analisis dijalankan secara komputasional lewat Google Colaboratory dengan bahasa pemrograman Python versi 3.10. Library utama yang digunakan meliputi pandas dan numpy untuk pra-pemrosesan data, statsmodels untuk estimasi model ARIMA, SARIMA, dan ETS, serta pmdarima untuk prosedur auto\_arima. Visualisasi dilakukan menggunakan matplotlib. Penelitian tidak terikat pada lokasi fisik tertentu. Fokus kajian diarahkan pada harga beras bulanan di Provinsi Jawa Barat.

### b. Data dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data harga beras harian di Jawa Barat yang dikumpulkan oleh PIHPS, lembaga resmi pemantau harga pangan pemerintah. Data yang dipakai adalah harga beras medium di tingkat konsumen, dihitung dari rata-rata berbagai pasar di Jawa Barat. Untuk memudahkan analisis, data harian diubah menjadi rata-rata bulanan. Walaupun catatan tersedia sejak Januari 2015, ada 26 bulan pertama yang kosong (Januari 2015 - Februari 2017), sehingga data yang benar-benar bisa dipakai baru dimulai dari April 2017 hingga November 2025, dengan total 104 bulan.

### c. Pra-pemrosesan Data

Sebelum dianalisis, data melewati beberapa tahap pembersihan. Pertama, data Jawa Barat dipisahkan dari dataset nasional PIHPS. Lalu, tanda hubung diganti dengan nilai kosong, angka dibersihkan dari pemisah ribuan, dan baris yang tidak lengkap dihapus setelah dihitung rata-rata bulanan. Data kemudian diurutkan sesuai waktu. Ada dua bulan yang dibuang, yaitu Maret 2017 dan Desember 2025, karena hanya mencatat sebagian hari sehingga hasilnya bisa menyesatkan. Setelah semua langkah ini, data akhir mencakup periode April 2017 hingga November 2025 dengan total 104 bulan.

### d. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Untuk analisis, data dibagi dengan perbandingan 80:20. Sebanyak 83 bulan (April 2017–Februari 2024) dipakai untuk melatih model, sementara 21 bulan sisanya (Maret 2024 - November 2025) digunakan untuk menguji hasilnya. Pembagian ini dipilih agar data latih cukup panjang untuk menangkap pola musiman lebih dari dua kali, sekaligus menyediakan periode uji yang cukup untuk melihat apakah model benar-benar bekerja dengan baik. Adapun Lima model diuji dan dibandingkan dalam penelitian ini:

- (1) Seasonal Naïve (Baseline). Model paling sederhana yang memprediksi nilai bulan ini sama dengan nilai pada bulan yang sama satu tahun sebelumnya (lag 12). Model ini berfungsi sebagai patokan minimum: model lain harus mengalahkan baseline ini untuk dianggap memiliki nilai prediktif.
- (2) ARIMA(1,1,1). Model Autoregressive Integrated Moving Average non-musiman dengan orde AR=1, differencing=1, dan MA=1. Spesifikasi (1,1,1) ditetapkan berdasarkan pembacaan grafik ACF dan PACF pada data setelah differencing orde pertama: grafik ACF menunjukkan satu spike signifikan pada lag-1 yang kemudian cut off, mengindikasikan komponen MA orde-1 ( $q=1$ ); grafik PACF menunjukkan pola serupa dengan spike signifikan tunggal pada lag-1, mengindikasikan komponen AR orde-1 ( $p=1$ ). Tidak ada spike signifikan pada lag-2 atau lebih tinggi, sehingga orde yang lebih tinggi tidak dipertimbangkan. Model ini sekaligus berfungsi sebagai satu-satunya kandidat non-musiman dalam studi ini, yang memungkinkan pengujian langsung apakah penambahan komponen musiman dalam SARIMA secara konsisten menghasilkan akurasi out-of-sample yang lebih baik untuk data harga beras Jawa Barat.
- (3) Model Exponential Smoothing dengan komponen tren dan musiman aditif (ETS(A,A,A)), di mana ketiga parameter smoothing alpha ( $\alpha$ ) untuk level, beta ( $\beta$ ) untuk tren, dan gamma ( $\gamma$ ) untuk musiman diestimasi secara otomatis melalui maksimisasi log-likelihood menggunakan fungsi ExponentialSmoothing dari library statsmodels. Periode musiman ditetapkan pada  $m = 12$  sesuai dengan frekuensi data bulanan. Model ini merepresentasikan pendekatan pembobotan eksponensial yang

secara fundamental berbeda dari keluarga ARIMA, karena tidak mensyaratkan stasioneritas dan bekerja langsung pada level data asli (Feng, 2025).

- (4) SARIMA(0,1,1)(0,1,1,12). Model SARIMA yang diidentifikasi oleh prosedur `auto_arima` sebagai model dengan AIC terkecil (AIC = 1253,12) dari seluruh kandidat yang diuji secara otomatis.
- (5) SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12). Model Seasonal ARIMA dengan komponen non-musiman (1,1,1) dan komponen musiman (1,1,1,12). Spesifikasi ini dipilih berdasarkan dua pertimbangan yang saling menguatkan. Pertama, pembacaan grafik ACF dan PACF pada lag musiman menunjukkan adanya autokorelasi yang cukup menonjol pada lag-12, mengindikasikan bahwa komponen AR musiman ( $P=1$ ) dan MA musiman ( $Q=1$ ) perlu dipertimbangkan di samping komponen non-musiman ( $p=1, q=1$ ) yang telah diidentifikasi sebelumnya. Kedua, spesifikasi SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12) merupakan model yang telah digunakan dalam literatur forecasting komoditas pertanian dengan pola musiman tahunan (Sihombing et al., 2024; Sukmawati et al., 2025). Dengan demikian, model ini tidak hanya didukung secara empiris oleh karakteristik data, tetapi juga memiliki preseden yang dapat diverifikasi dalam literatur. Model ini dimasukkan bersama SARIMA(0,1,1)(0,1,1,12) yang dipilih secara otomatis oleh `auto_arima` berdasarkan AIC terkecil untuk memungkinkan perbandingan langsung antara spesifikasi berbasis data-driven dan spesifikasi berbasis teori dalam kerangka evaluasi yang sama.

#### e. Uji Stasioneritas

Untuk memastikan data siap dipakai dalam peramalan, dilakukan uji stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) dengan taraf signifikansi 5%. Jika hasil uji menunjukkan data belum stabil, maka tren dihilangkan dengan melakukan first differencing ( $d=1$ ). Setelah itu, uji ADF diulang kembali untuk memastikan data sudah benar-benar stasioner.

#### f. Identifikasi Model SARIMA

Untuk menentukan orde SARIMA, dilakukan dua pendekatan. Pertama, membaca grafik ACF dan PACF secara manual untuk melihat pola keterkaitan data. Kedua, menggunakan fungsi `auto_arima` dari library `pmdarima` yang secara otomatis mencari kombinasi orde terbaik berdasarkan AIC. Rentang pencarian meliputi  $p, q \in \{0,1,2,3\}$  dan  $P, Q \in \{0,1,2\}$  dengan  $d=1, D=1$ , dan  $m=12$  (Pham, 2019).

#### g. Metode Evaluasi: Expanding Window

Kinerja model diuji dengan metode `expanding window`, atau sering disebut juga `rolling origin evaluation`. Prosedur ini dijalankan secara berurutan sebagai berikut:

- (1) pada iterasi pertama, model dilatih menggunakan seluruh data latih awal (April 2017–Februari 2024,  $n = 83$ )

- (2) model yang telah dilatih digunakan untuk menghasilkan satu prediksi satu langkah ke depan (one-step-ahead forecast)
- (3) data aktual periode berikutnya dimasukkan ke dalam set latih (window diperluas satu periode)
- (4) model diestimasi ulang dengan set latih yang telah diperluas
- (5) langkah (2) - (4) diulang hingga seluruh 21 periode uji (Maret 2024–November 2025) tercakup.

Dengan cara ini, setiap prediksi dihasilkan dari model yang diestimasi hanya berdasarkan data yang secara temporal mendahului titik prediksi tersebut, sehingga 21 prediksi yang dihasilkan bersifat out-of-sample dan mencerminkan kondisi peramalan nyata. Setiap prediksi dibuat hanya berdasarkan data yang secara temporal mendahului titik prediksi tersebut, meskipun spesifikasi model ditentukan berdasarkan eksplorasi data awal keseluruhan.

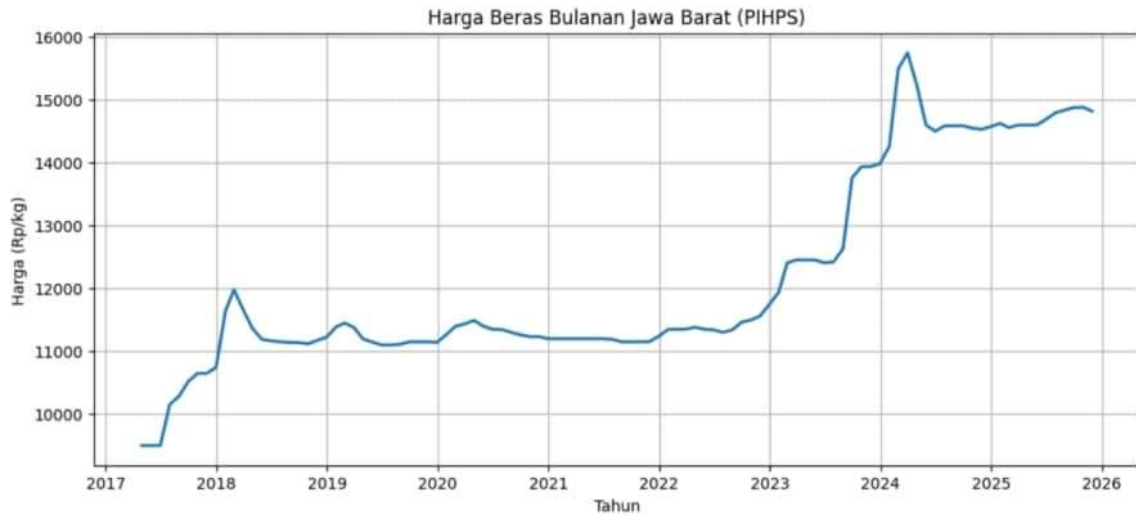
#### h. Metrik Akurasi

Akurasi model diukur dengan tiga cara. Pertama, MAE melihat rata-rata selisih antara prediksi dan harga sebenarnya dalam rupiah per kilogram, sehingga mudah dipahami secara langsung. Kedua, RMSE mirip dengan MAE, tetapi lebih keras menilai kesalahan besar, sehingga lebih sensitif terhadap data yang menyimpang. Ketiga, MAPE menunjukkan rata-rata kesalahan dalam bentuk persentase, sehingga memudahkan perbandingan antar model. Mengacu pada kriteria Lewis (1982), MAPE di bawah 10% dianggap akurat, di bawah 5% sangat baik, dan di bawah 2% tergolong sangat tinggi. Perlu dicatat bahwa MAPE memiliki keterbatasan yang telah didokumentasikan dalam literatur, di antaranya tidak terdefinisi jika nilai aktual bernilai nol, serta cenderung memberikan penalti yang asimetris pada prediksi yang melebihi nilai aktual (Makridakis, 1993). Namun demikian, dalam konteks penelitian ini, keterbatasan tersebut tidak berdampak signifikan karena seluruh nilai aktual harga beras berkisar pada Rp. 9.500 - 15.750/kg, jauh dari nol, sehingga MAPE tetap valid sebagai metrik komparatif (Hyndman & Koehler, 2006). Penggunaan MAE dan RMSE secara bersama-sama juga memberikan informasi tambahan yang saling melengkapi, sehingga evaluasi akurasi tidak hanya bergantung pada satu metrik tunggal.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum dilakukan pemodelan, data harga beras bulanan Provinsi Jawa Barat periode April 2017 hingga November 2025 dianalisis secara deskriptif untuk memahami karakteristik umumnya. Dari 104 bulan pengamatan, terlihat bahwa harga beras mengalami kenaikan yang cukup konsisten dari kisaran Rp. 9.500/kg di awal periode hingga mencapai Rp. 14.000 – 15.000/kg menjelang akhir periode. Gambaran visual

pergerakan harga dan statistik deskriptif tersebut disajikan pada Gambar 1 dan Tabel 1 berikut.



**Gambar 1.** Pergerakan harga beras bulanan di Jawa Barat, April 2017 – November 2025

**Tabel 1.** Statistik deskriptif data

Statistik	Nilai
Observasi	104 bulan
Rata – rata (Mean)	Rp. 12.144,29/kg
Median	Rp. 11.351,14/kg
Min	Rp. 9.500,00/kg
Max	Rp. 15.750,00/kg
Standar Deviasi	Rp. 1.570,53/kg
Periode	April 2017 – November 2025

Berdasarkan Gambar 1, harga beras bergerak relatif stabil pada 2017–2021, kemudian mulai naik cukup tajam sejak 2022. Lonjakan pada 2022–2023 berkaitan erat dengan tekanan pasca-pandemi COVID-19, gangguan produksi akibat El Niño, dan kenaikan harga pangan global. Sementara itu, pada 2023–2024 kebijakan pemerintah seperti penetapan HET beras medium dan operasi pasar oleh Bulog ikut membentuk dinamika harga yang berbeda dari pola historisnya. Kondisi ini menjadi catatan penting karena pola harga yang berubah di periode tersebut berpotensi memengaruhi performa model peramalan yang dibangun dari data historis sebelumnya.

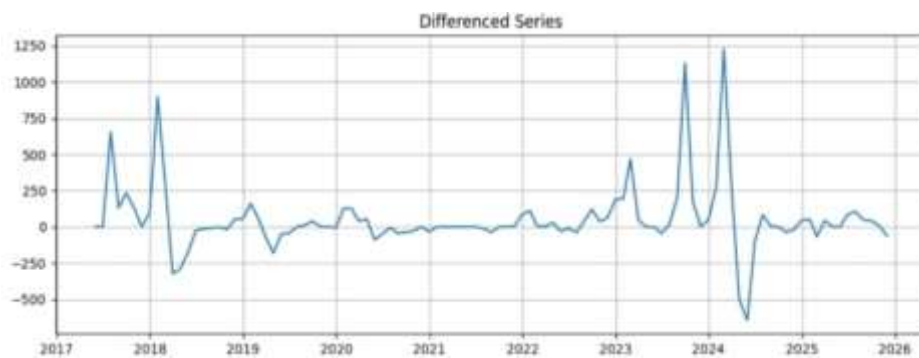
### a. Uji Stasioneritas

Berdasarkan Gambar 1, terlihat data belum bersifat stasioner karena menunjukkan pola tren yang meningkat dari waktu ke waktu sehingga dilakukan uji stasioneritas menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) untuk memeriksa tingkat stasioneritas data. Hasil uji ditampilkan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Hasil uji ADF

Kondisi data	Nilai ADF	P - value	Keterangan
Level (data asli)	-0,464	0,899	Tidak stasioner
Setelah differencing (d=1)	-3,507	0,0078	Stasioner

Hasil uji ADF pada Tabel 2 didapatkan bahwa data asli menunjukkan nilai p-value sebesar 0.899 atau tidak signifikan yang menunjukkan bahwa data asli harga beras belum stasioner. Oleh karena itu, diperlukan *differencing* untuk mengubah data ke bentuk yang lebih stabil. Gambar 2 menunjukkan grafik harga beras setelah *differencing* orde pertama.

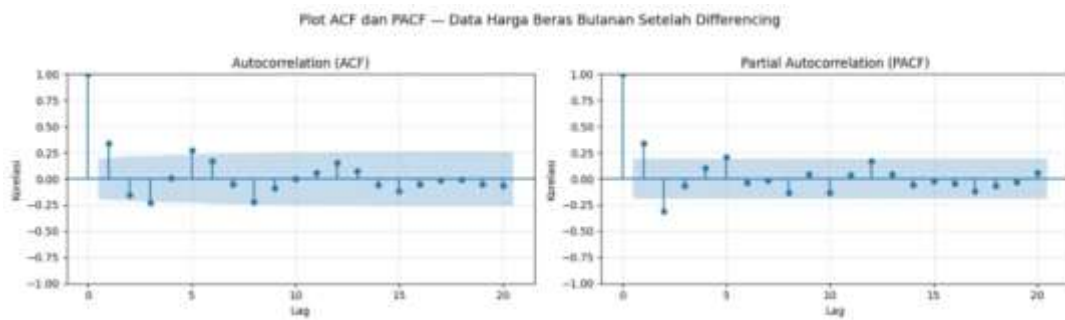


**Gambar 2.** Deret waktu harga beras setelah dilakukan *differencing* orde pertama

Setelah dilakukan differencing orde pertama, didapatkan bahwa grafik harga beras memperlihatkan perubahan harga yang berfluktuasi di sekitar nilai nol tanpa pola tren yang dominan.

### b. Identifikasi Model : ACF, PACF dan Auto ARIMA

Tahap berikutnya adalah mengidentifikasi orde model melalui analisis grafik ACF dan PACF pada data yang sudah di-differencing, seperti terlihat pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Plot ACF dan PACF data harga beras bulanan setelah *differencing*

Grafik ACF menunjukkan korelasi yang signifikan pada lag-1, sedangkan lag-2 dan seterusnya berada di dalam batas kepercayaan, mengindikasikan komponen MA orde-1 ( $q=1$ ). Grafik PACF memperlihatkan pola yang memotong tajam setelah lag-1, mengindikasikan komponen AR orde-1 ( $p=1$ ). Pada lag ke-12 terlihat adanya korelasi yang cukup menonjol, yang menjadi petunjuk awal bahwa data kemungkinan memiliki pola musiman tahunan berkaitan dengan siklus tanam dan panen beras.

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada deret yang telah didifferencing, autokorelasi signifikan hanya terdeteksi pada lag-1, sedangkan lag-2 dan seterusnya berada di dalam batas kepercayaan. Hal ini mengindikasikan bahwa komponen AR dan MA orde tinggi ( $p, q > 1$ ) tidak diperlukan. Oleh karena itu, pencarian model dibatasi pada  $p, q \in \{0,1\}$  dan  $P, Q \in \{0,1\}$  yang konsisten dengan pola ACF/PACF yang teramati. Untuk memastikan pemilihan model yang sistematis, prosedur *auto\_arima* dari library *pmdarima* juga dijalankan pada rentang yang sama. Dari seluruh kandidat yang diuji, SARIMA (0,1,1) (0,1,1,12) terpilih sebagai model dengan AIC terkecil, yaitu 1253,12. Ringkasan hasil pencarian disajikan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Hasil pencarian autoarima kandidat model berdasarkan AIC

Model	AIC
SARIMA (0,1,1) (0,1,1,12)	1253,12
SARIMA (1,1,1) (0,1,1,12)	1253,78
SARIMA (1,1,0) (0,1,1,12)	1258,01
SARIMA (0,1,1) (0,1,0,12)	1281,36
SARIMA (1,1,0) (1,1,0,12)	1273,28
SARIMA (0,1,0) (0,1,0,12)	1296,08
SARIMA (0,1,1) (1,1,0,12)	1268,04

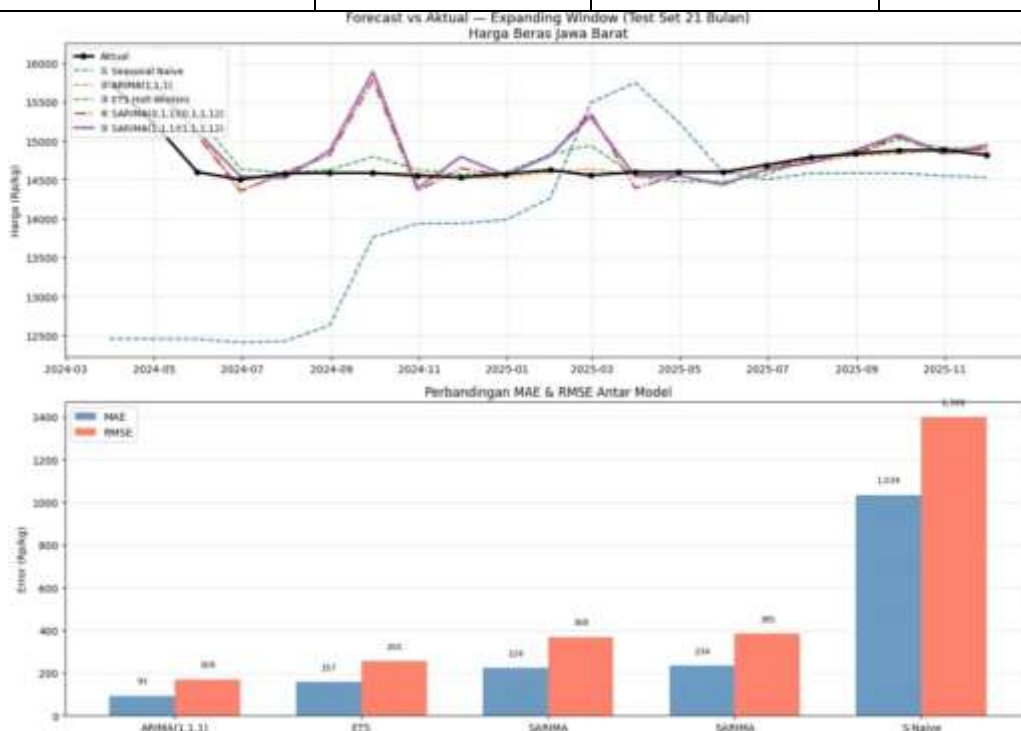
\*model dengan AIC  $\infty$  dikeluarkan karena gagal konvergensi selama estimasi

**c. Evaluasi Perbandingan Model: Hasil Utama**

Kelima model dievaluasi menggunakan metode expanding window pada 21 bulan periode uji (Maret 2024–November 2025). Setiap model menghasilkan prediksi satu langkah ke depan secara bergulir, di mana setiap prediksi dibuat hanya berdasarkan data yang tersedia sampai titik waktu tersebut. Dengan cara ini, 21 prediksi yang dihasilkan seluruhnya bersifat out-of-sample dan mencerminkan kondisi peramalan yang sesungguhnya. Hasil perbandingan lengkap disajikan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Perbandingan kinerja peramalan kelima model *expanding window*, periode uji 21 bulan (Maret 2024 – November 2025)

Model	MAE (Rp/Kg)	RMSE (Rp/kg)	MAPE (%)
ARIMA(1,1,1)	92,63	169,47	0,62
ETS Holt-Winters Aditif	156,66	254,53	1,06
SARIMA (0,1,1) (0,1,1,12)	224,47	368,27	1,53
SARIMA (1,1,1) (1,1,1,12)	233,72	384,61	1,59
Seasonal Naïve (baseline)	1.034,08	1.398,77	6,97



**Gambar 4.** Perbandingan hasil peramalan kelima model terhadap data aktual (atas) dan perbandingan MAE & RMSE antar model (bawah)

Berdasarkan Gambar 4, didapatkan bahwa model ARIMA(1,1,1) menjadi model terbaik dibandingkan model lain. Hal ini terlihat dari nilai prediksi ARIMA(1,1,1) yang secara konsisten paling mendekati nilai aktual harga beras di seluruh periode uji, serta dari ketiga metrik akurasi yang seluruhnya lebih kecil dibandingkan model lain. Model ARIMA(1,1,1) mencapai MAE sebesar Rp. 92.63/kg, yang berarti rata-rata kesalahan prediksi absolut hanya sekitar Rp. 93 per kg, sangat kecil relatif terhadap harga aktual yang berkisar Rp.14.000 - 15.000/kg. Secara terpisah, MAPE sebesar 0,62% mencerminkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi hanya setara dengan 0,62% dari harga aktual pada setiap periode dua ukuran yang berbeda secara konseptual (absolut vs. relatif) dan saling melengkapi dalam menggambarkan akurasi model. Berdasarkan kriteria Lewis (1982), nilai MAPE di bawah 2% tergolong sangat akurat, sehingga model ini dapat dianggap memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi untuk keperluan pemantauan harga jangka pendek.

#### d. Diagnostik Residual Model Terpilih

Sebelum digunakan untuk peramalan, model ARIMA(1,1,1) terpilih divalidasi melalui uji diagnostik residual menggunakan Ljung-Box Test. Hasil uji ditampilkan pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Hasil Uji Ljung Box ARIMA (1,1,1)

Lag	Statistik LB	P-value
6	5,3515	0,4995
12	6,2657	0,9020
24	6,4756	0,9998

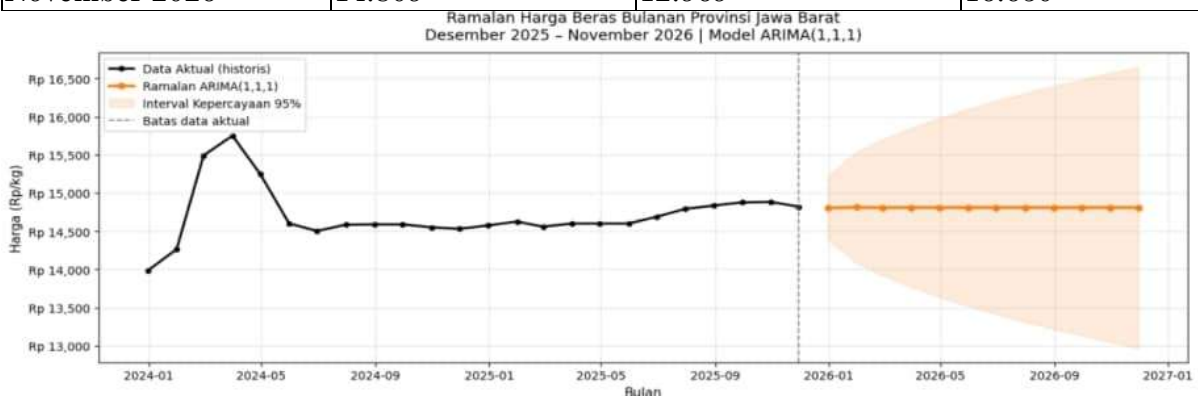
Hasil pengujian pada Tabel 5 menunjukkan bahwa nilai p-value pada lag 6, 12, dan 24 masing-masing sebesar 0,4995, 0,9020, dan 0,9998, seluruhnya lebih besar dari  $\alpha = 0,05$ . Dengan demikian  $H_0$  diterima, yang berarti residual model bersifat acak (white noise) dan tidak mengandung autokorelasi yang tersisa (Moffat & Akpan, 2019). Kondisi ini mengkonfirmasi bahwa model ARIMA(1,1,1) telah menangkap seluruh pola sistematis dalam data harga beras dan memenuhi asumsi kelayakan untuk digunakan dalam proses peramalan.

#### e. Forecasting Harga Beras Medium di Jawa Barat Des 2025 - Nov 2026

**Tabel 6.** Hasil *Forecasting* model ARIMA di Jawa Barat

Bulan & Tahun	Prediksi (Rp)	Batas Bawah (Rp)	Batas atas (Rp)
Desember 2025	14.804	14.388	15.220
Januari 2026	14.812	14.086	15.538

Februari 2026	14.808	13.922	15.694
Maret 2026	14.810	13.767	15.853
April 2026	14.809	13.639	15.979
Mei 2026	14.809	13.521	16.098
Juni 2026	14.809	13.414	16.205
Juli 2026	14.809	13.314	16.305
Agustus 2026	14.809	13.221	16.398
September 2026	14.809	13.133	16.486
Oktober 2026	14.809	13.049	16.570
November 2026	14.809	12.969	16.650



**Gambar 5.** Hasil Peramalan Harga Beras di Jawa Barat

Berdasarkan hasil peramalan yang ditampilkan pada Gambar 5 dan Tabel 6, harga beras di Jawa Barat diperkirakan akan tetap relatif stabil satu tahun kedepan di kisaran Rp. 14.809 per kg dengan rentang batas bawah dan atas yang mencerminkan tingkat ketidakpastian peramalan jangka pendek. Pola stabilisasi harga pada level baru pasca-kebijakan HET ini konsisten dengan temuan Angkak et al. (2024) dan Hermanto (2017) yang menunjukkan bahwa intervensi harga eceran tertinggi cenderung membentuk plateau harga jangka menengah ketimbang mengembalikan harga ke pola musiman pra-intervensi. Hal ini memperkuat interpretasi bahwa proyeksi yang relatif flat dari ARIMA(1,1,1) bukan sekadar artefak spesifikasi model non-musiman, melainkan juga mencerminkan karakteristik struktural pasar beras Jawa Barat pasca-kebijakan yang telah didokumentasikan pada konteks kebijakan harga pangan lainnya di Indonesia.

Temuan dominasi ARIMA(1,1,1) dalam penelitian ini sejalan dengan beberapa studi forecasting komoditas pangan yang juga melaporkan unggulnya model non-musiman pada periode yang ditandai disrupted struktural. Sihombing et al. (2024) menerapkan ARIMA pada data harga komoditas pangan dan menemukan bahwa model tersebut mampu menangkap pergerakan harga dengan akurasi tinggi meskipun data menunjukkan fluktuasi tidak beraturan akibat tekanan eksternal. Demikian pula, Awalloedin et al. (2023) yang membandingkan berbagai model prediksi harga beras nasional menekankan bahwa akurasi model sangat bergantung pada karakteristik

periode data yang digunakan, khususnya ada-tidaknya pola musiman yang konsisten. Di sisi lain, beberapa studi lain menunjukkan hasil yang berbeda: pada kondisi harga pangan dengan musiman yang stabil dan tidak terdisrupsi, model SARIMA terbukti memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan ARIMA non-musiman (Sukmawati et al., 2025).

Perbedaan temuan ini memperkuat argumen bahwa superioritas ARIMA(1,1,1) dalam penelitian ini bersifat kontekstual yaitu merupakan konsekuensi dari karakteristik periode evaluasi yang mencakup dua gangguan struktural besar (El Niño 2022–2023 dan perubahan kebijakan HET), dan bukan merupakan kesimpulan umum tentang keunggulan model non-musiman untuk data harga beras. Penelitian oleh Rathod et al. (2022) juga menemukan pola serupa dimana model intervensi berbasis ARIMA tetap menjadi pendekatan yang relevan untuk menangkap dampak kebijakan lockdown terhadap harga beras di India. Penelitian oleh Rahman et al. (2022) melaporkan bahwa ARIMA memberikan akurasi prediksi (MAE, RMSE, MAPE) yang lebih baik dibandingkan model machine learning seperti XGBoost ketika data deret waktu mengandung tren nonlinear dan anomali akibat disrupsi eksternal. Kedua temuan ini memperkuat argumen bahwa keunggulan model non-musiman seperti ARIMA(1,1,1) pada penelitian ini bukan kebetulan, melainkan konsisten dengan pola yang telah didokumentasikan pada berbagai konteks komoditas dan negara saat data dipengaruhi oleh intervensi kebijakan atau disrupsi struktural.

Secara teoritis, pola ini dapat dijelaskan oleh perbedaan mekanisme estimasi antara kedua model. SARIMA mengestimasi komponen musiman dari pola historis pada data latih dan mengasumsikan pola tersebut tetap berulang pada periode uji. Ketika asumsi ini tidak terpenuhi akibat gangguan struktural seperti El Nino atau perubahan kebijakan HET, komponen musiman yang dipelajari justru menjadi sumber bias sistematis dalam prediksi. Sebaliknya, ARIMA (1,1,1) non-musiman tidak membawa asumsi semacam itu dan murni mengandalkan perubahan jangka pendek pada data terakhir, sehingga lebih adaptif ketika pola musiman historis tidak lagi berlaku pada periode evaluasi.

Secara praktis, temuan ini memiliki implikasi langsung bagi pemangku kepentingan di tingkat daerah. Proyeksi harga beras medium Jawa Barat di kisaran Rp. 14.809/kg untuk periode Desember 2025 - November 2026 dapat digunakan sebagai sinyal awal dalam sistem pemantauan harga pangan daerah. Dinas Ketahanan Pangan Jawa Barat dapat mengintegrasikan model ini ke dalam mekanisme early warning untuk mengidentifikasi deviasi harga aktual dari batas proyeksi sebagai indikator tekanan harga yang memerlukan intervensi, seperti operasi pasar oleh Bulog atau koordinasi distribusi lintas kabupaten (Hermanto, 2017; Antonio et al., 2025). Interval prediksi yang semakin melebar pada horizon peramalan yang lebih panjang juga menjadi informasi

penting: pengambil kebijakan perlu memperhitungkan ketidakpastian tersebut dalam perencanaan pengadaan dan pengelolaan cadangan beras daerah, terutama pada bulan-bulan yang secara historis rentan terhadap gejolak harga seperti menjelang Ramadan dan Lebaran.

#### 4. SIMPULAN

Penelitian ini membandingkan lima model peramalan Seasonal Naïve, ARIMA(1,1,1), ETS Holt-Winters Aditif, SARIMA(0,1,1)(0,1,1,12), dan SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12) menggunakan data harga beras medium bulanan Jawa Barat periode April 2017 hingga November 2025, dengan metode evaluasi expanding window pada 21 bulan periode uji (Maret 2024 - November 2025). Hasil menunjukkan bahwa ARIMA(1,1,1) secara konsisten mengungguli keempat model lainnya pada seluruh metrik akurasi (MAE, RMSE, dan MAPE), dengan MAPE sebesar 0,62% yang tergolong sangat akurat menurut kriteria Lewis (1982). Seperti dibahas pada bagian Pembahasan, superioritas ini bersifat kontekstual: model non-musiman lebih adaptif ketika pola musiman historis terganggu oleh disrupsi struktural berupa El Niño dan perubahan kebijakan HET pada periode uji, dan temuan ini tidak dapat digeneralisasi sebagai keunggulan ARIMA atas SARIMA secara umum untuk peramalan harga beras.

Hasil peramalan model ARIMA(1,1,1) untuk periode Desember 2025 hingga November 2026 memproyeksikan harga beras di Jawa Barat akan bergerak relatif stabil di kisaran Rp. 14.809/kg. Informasi ini dapat dijadikan referensi awal bagi pemangku kepentingan dalam pemantauan harga dan perencanaan kebijakan stabilisasi harga beras jangka pendek di tingkat daerah. Namun, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diakui. Pertama, semua model yang digunakan bersifat univariat dan tidak mengakomodasi variabel eksogen seperti stok Bulog, luas panen, curah hujan, atau kebijakan operasi pasar, yang secara nyata memengaruhi dinamika harga. Kedua, periode uji mencakup fase lonjakan harga yang tidak biasa (2023–2024) akibat El Niño dan perubahan kebijakan HET, sehingga performa model pada kondisi normal historis kemungkinan lebih tinggi. Ketiga, interval prediksi yang semakin melebar seiring bertambahnya horizon peramalan mencerminkan ketidakpastian yang perlu dipertimbangkan dalam penggunaan praktis hasil ramalan ini. Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian lanjutan disarankan untuk:

- (1) mengembangkan model ARIMAX atau SARIMAX yang mengintegrasikan variabel eksogen seperti curah hujan, luas panen, atau indeks harga beras internasional sebagai prediktor tambahan;
- (2) membandingkan performa model univariat ini dengan pendekatan machine learning seperti LSTM atau Random Forest dalam kerangka evaluasi out-of-sample yang setara; dan

- (3) mereplikasi kerangka evaluasi expanding window ini pada provinsi penghasil beras utama lainnya seperti Jawa Tengah, Jawa Timur, atau Sulawesi Selatan guna memverifikasi apakah dominasi ARIMA non-musiman selama periode disrupsi merupakan fenomena yang bersifat umum atau spesifik pada konteks Jawa Barat.

## 5. REKOMENDASI

Berdasarkan temuan penelitian ini, terdapat beberapa rekomendasi untuk penelitian selanjutnya. Pertama, penelitian mendatang dapat mempertimbangkan penggunaan model hybrid yang menggabungkan pendekatan statistik seperti ARIMA dengan metode machine learning (LSTM atau XGBoost) untuk menangkap pola non-linear yang mungkin tidak tertangkap oleh model time series klasik. Kedua, penambahan variabel eksogen seperti curah hujan, harga pupuk, atau indeks harga pangan global sebagai input model ARIMAX/SARIMAX berpotensi meningkatkan akurasi peramalan, terutama pada periode disrupsi struktural. Ketiga, cakupan wilayah dapat diperluas ke kabupaten/kota di Jawa Barat untuk menghasilkan proyeksi yang lebih granular bagi keperluan kebijakan tingkat daerah.

Adapun hambatan dalam penelitian ini meliputi keterbatasan data pada 26 bulan awal (Januari 2015–Februari 2017) yang tidak tersedia sehingga mengurangi panjang deret waktu yang dapat dianalisis. Selain itu, model yang digunakan bersifat univariat sehingga tidak dapat mengakomodasi pengaruh faktor eksternal secara eksplisit. Perubahan struktural besar seperti kebijakan HET dan El Niño juga menjadi tantangan tersendiri karena sulit dimodelkan tanpa intervensi tambahan

## 6. REFERENSI

- Aini, F., & Yurisinthae, E. (2025). Rice market integration in Kubu Raya Regency, West Kalimantan, Indonesia. *Agriecobis: Journal of Agricultural Socioeconomics and Business*, 8(02), 201-210.
- Andila, P. A. (2025). Penerapan model ARMA (autoregressive moving average) dalam meramalkan harga cabai di Kota Bukittinggi. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(2). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i2.6148>
- Angkak, A. A. B., Mauritsius, D., & Jacob, Y. M. Y. (2024). Tinjauan yuridis terhadap ketidakstabilan harga beras berdasarkan Undang-Undang Nomor 8 Tahun 1999 tentang Perlindungan Konsumen. *Artemis Law Journal*, 1(2), 671–686. <https://doi.org/10.35508/alj.v1i2.15994>
- Antonio, R. J., Valera, H. G., Mishra, A. K., Pede, V. O., Yamano, T., & Vieira, B. O. (2025). Rice price inflation dynamics in the Philippines. *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, 69(2), 440-452. <https://doi.org/10.1111/1467-8489.70012>
- Aryani, D. (2021). Instrumen pengendalian harga beras di Indonesia: Waktu efektif yang dibutuhkan. *PANGAN*, 30(2), 75–86. <https://doi.org/10.33964/jp.v30i2.538>

- Awalloedin, N., Gata, W., & Setiawan, H. (2023). Prediksi harga beras super dan medium menggunakan LSTM dan BILSTM (moving average smoothing). *Jurnal Ilmu Komputer*, 16(1), 32–43. <https://doi.org/10.24843/JIK.2023.v16.i01.p04>
- BPS Jawa Barat. (2021). *Hasil Sensus Penduduk 2020 Provinsi Jawa Barat*. Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat.
- Feng, M. (2025). Forecasting sales of new energy vehicles: A comparative analysis based ETS-Holt-Winters-SARIMA model. In X. Li, C. Yuan, & L. Vartiak (Eds.), *Proceedings of the 8th International Conference on Economic Management and Green Development (ICEMGD 2024)*. Applied Economics and Policy Studies (pp. 301–313). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-981-96-3236-7\\_28](https://doi.org/10.1007/978-981-96-3236-7_28)
- Hariyanti, P., Iryani, N., & Ayu, P. (2023). Fluktuasi harga komoditas pangan dan pengaruhnya terhadap inflasi di Sumatera Barat. *Jurnal Ekuilnomi*, 5(1), 99-108.
- Hermanto, S. (2017). Kebijakan harga beras ditinjau dari dimensi penentu harga. *Forum Penelitian Agro Ekonomi*, 35(1), 31–43. <https://doi.org/10.21082/fae.v35n1.2017.31-43>
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International journal of forecasting*, 22(4), 679-688.
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods*. Butterworths.
- Makridakis, S. (1993). Accuracy measures: theoretical and practical concerns. *International journal of forecasting*, 9(4), 527-529.
- Moffat, I. U., & Akpan, E. A. (2019). White noise analysis: a measure of time series model adequacy. *Applied Mathematics*, 10(11), 989–1003. <https://doi.org/10.4236/am.2019.1011069>
- Muchtar, I. R., & Afyati. (2024). Comparison of linear regression and random forest algorithms for premium rice price prediction (case study: West Java). *Jurnal Indonesia Sosial Teknologi*, 5(7), 3122–3132.
- Muzakir, N. A., & Yahya, M. Z. (2025). Analisis perbandingan model double exponential smoothing dan ARIMA untuk prediksi harga beras di Indonesia. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, 7(01), 7-20.
- Pham, H. (2019). A new criterion for model selection. *Mathematics*, 7(12). <https://doi.org/10.3390/MATH7121215>
- PIHPS. (2025). Data harga beras *Provinsi Jawa Barat*. Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional. <https://www.bi.go.id/hargapangan/Home>
- Putra, A. W., Supriatna, J., Koestoer, R. H., & Soesilo, T. E. B. (2021). Differences in local rice price volatility, climate, and macroeconomic determinants in the Indonesian market. *Sustainability (Switzerland)*, 13(8). <https://doi.org/10.3390/su13084465>
- Rahman, M. S., Chowdhury, A. H., & Amrin, M. (2022). Accuracy comparison of ARIMA and XGBoost forecasting models in predicting the incidence of COVID-19 in Bangladesh. *PLOS global public health*, 2(5), e0000495. <https://doi.org/10.1371/journal.pgph.0000495>

- Rathod, S., Chitikela, G., Bandumula, N., Ondrasek, G., Ravichandran, S., & Sundaram, R. M. (2022). Modeling and forecasting of rice prices in India during the COVID-19 lockdown using machine learning approaches. *Agronomy*, 12(9), 2133. <https://doi.org/10.3390/agronomy12092133>
- Sihombing, E. I., Suhendra, C. D., & Marini, L. F. (2024). Analisis data time series untuk prediksi harga komoditas pangan menggunakan autoregressive integrated moving average. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, 4(6), 2711–2720. <https://doi.org/10.30865/klik.v4i6.1863>
- Sukmawati, D., Firmanda, J. E., Amaliya, N. M., Khasanah, K., Jannah, N., & Susetyo, A. B. (2025). Aplikasi model ARIMA untuk peramalan produksi susu segar: Studi kasus data nasional Indonesia tahun 2000–2024. *Jurnal Media Akademik (JMA)*, 3(12). <https://doi.org/10.62281/7d0zgk81>