

Prediksi Harga Gabah Kering Panen Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average

Candaria*, Farid Wajidi, Nahya Nur

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Sulawesi Barat, Majene, Indonesia

Email: ¹candariamajid@gmail.com, ²faridwajidi@unsulbar.ac.id, ^{3,*}nahya.nur@unsulbar.ac.id

Email Penulis Korespondensi: candariamajid@gmail.com*

Submitted: 15/05/2025; Accepted: 16/06/2025; Published: 30/06/2025

Abstrak– Gabah kering panen (GKP) merupakan komoditas pertanian strategis yang berperan signifikan dalam mendukung ketahanan pangan nasional. Fluktuasi harga gabah yang tidak menentu menjadi tantangan serius bagi petani dalam menentukan harga jual hasil panen. Dalam penelitian ini, harga gabah kering panen diprediksi dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Data yang digunakan diambil dari data bulanan yang dikumpulkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) dari Januari 2010 hingga Desember 2024. Proses penelitian meliputi tahap pengumpulan data, pengolahan data, uji stasioneritas menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), pemilihan parameter optimal (p, d, q) menggunakan pendekatan *grid search*, pembangunan model ARIMA, prediksi, dan mengevaluasi performa model. Hasil uji ADF menunjukkan bahwa data menjadi stasioner setelah *differencing* kedua. Berdasarkan hasil *grid search* dan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) yang paling rendah. Dengan nilai AIC, model yang paling cocok adalah ARIMA (1,2,2). Sebesar 2188,98. Evaluasi terhadap nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 8,90%, *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 636,97 dan *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 405731,65. Dari hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa model ARIMA cukup andal dan akurat dalam memprediksi harga gabah kering panen.

Kata kunci: ARIMA, Prediksi Harga, Gabah Kering Panen, Deret Waktu, Peramalan

Abstract– Dry Harvested Paddy (GKP) is a strategic agricultural commodity that plays a significant role in supporting national food security. The unpredictable fluctuations in paddy prices pose a serious challenge for farmers in determining the selling price of their harvests. In this study, the price of dry harvested paddy is predicted using the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) method. The data used are monthly data collected by the Central Bureau of Statistics (BPS) from January 2010 to December 2024. The research process includes data collection, data processing, stationarity testing using the *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) test, *Autocorrelation Function* (ACF) and *Partial Autocorrelation Function* (PACF) analysis, optimal parameter selection (p, d, q) using the *grid search* approach, ARIMA model development, prediction, and model performance evaluation. The ADF test results show that the data became stationary after the second differencing. Based on the *grid search* results and the lowest *Akaike Information Criterion* (AIC) value, the most suitable model is ARIMA (1,2,2) with an AIC value of 2188,98. Evaluation results show a *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) of 8,90%, *Root Mean Squared Error* (RMSE) of 636,97, and *Mean Squared Error* (MSE) of 405731,65. From the results of this study, it can be concluded that the ARIMA model is reliable and accurate in predicting dry harvested paddy prices.

Keywords: ARIMA, Price Prediction, Dry Harvested Paddy, Time Series, Forecasting

1. PENDAHULUAN

Mayoritas warga Indonesia bergantung pada sektor pertanian sebagai sumber mata pencaharian. Berdasarkan informasi pada tahun 2022 Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat sekitar 88,89% angkatan kerja di Indonesia terlibat dalam kegiatan pertanian, dengan padi menjadi komoditas utama menurut laporan *Food & Agriculture Organization* (FAO). Pada tahun yang sama, produksi padi nasional mencapai 54,7 juta ton dan menunjukkan tren peningkatan seiring pertumbuhan jumlah penduduk. Hal ini menegaskan bahwa padi memiliki peran strategis dalam menjaga ketahanan pangan nasional[1]. Sebagai sumber karbohidrat utama bagi sebagian besar penduduk, padi menjadi pondasi ketahanan pangan dan stabilitas ekonomi di berbagai wilayah Indonesia. Oleh karena itu, perubahan dalam jumlah produksi maupun harga padi dapat membawa dampak risiko yang cukup signifikan[2].

Gabah, sebagai bentuk awal dari padi sebelum menjadi beras konsumsi, memainkan peran kunci dalam rantai pasok pangan nasional. Namun, pasar gabah menghadapi tantangan struktural yang cukup kompleks. Di satu sisi, harga harus menguntungkan produsen, sementara di sisi lain, tetap terjangkau bagi konsumen. Tantangan tersebut diperparah oleh sifat produksi padi yang musiman dan sangat rentan terhadap perubahan iklim serta gangguan hama. Selain itu, gabah memiliki karakteristik sebagai produk yang mudah rusak dan memerlukan penanganan khusus. Petani, sebagai produsen utama, sering kali berada dalam posisi yang kurang menguntungkan karena daya tawar yang rendah. Hal ini disebabkan oleh keterbatasan dalam volume produksi, kapasitas penyimpanan yang minim, serta kebutuhan mendesak akan likuiditas pascapanen, yang membuat mereka terpaksa menjual dengan harga rendah[3].

Dalam praktiknya, pengambilan keputusan mengenai harga jual gabah oleh petani sering kali dilakukan secara konvensional dan tidak berbasis data. Petani menjual hasil panennya kepada penggilingan padi atau

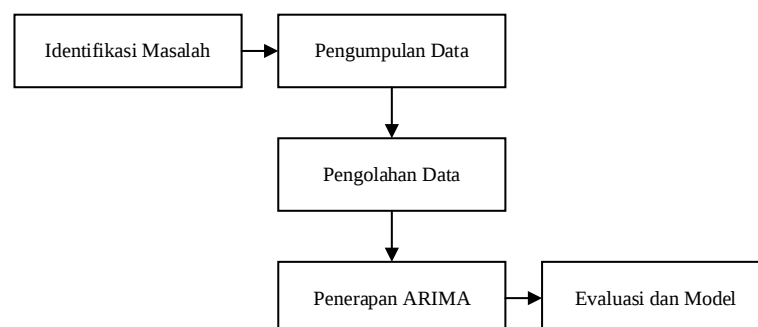
tengkulak, meskipun harga yang ditawarkan tidak selalu mencerminkan nilai pasar yang adil. Situasi ini menimbulkan kerugian ekonomi, meskipun jumlahnya bervariasi tergantung pada waktu panen dan kondisi pasar. Dengan kemajuan teknologi yang pesat, komputer kini dapat dimanfaatkan dalam proses pengambilan keputusan dengan menganalisis data dan argumen yang relevan. Penggunaan teknologi ini dapat membantu mempercepat serta meningkatkan akurasi dalam pengambilan keputusan, termasuk dalam menentukan harga jual hasil pertanian[4]. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam peramalan deret waktu adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

Berbagai penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam memodelkan dan meramalkan harga berbagai komoditas. Penelitian yang dilakukan oleh F. P. Naya, S. S. Berlianti, dkk menerapkan ARIMA untuk meramalkan harga beras di Indonesia dengan hasil menunjukkan tren kenaikan harga hingga Rp 14.924 pada Desember 2024[5]. Penelitian yang dilakukan oleh S. P. Fauzani and D. Rahmi menerapkan ARIMA dalam bidang perkebunan untuk meramalkan nilai produksi karet di wilayah provinsi Riau. Hasil Penelitian menunjukkan bahwa model terbaik yang diterapkan memperkirakan harga produsen karet pada tahun 2023 akan berada di kisaran Rp7.454,03 per kilogram. Harga ini diprediksi mengalami peningkatan secara bertahap hingga mencapai Rp7.541,33 per kilogram[6]. Penelitian yang dilakukan oleh M. Zidan Rusminto, dkk membahas terkait Peramalan harga saham menggunakan metode ARIMA *time series* dengan hasil penelitian, tingkat akurasi yang dicapai oleh metode ARIMA sebesar 1,31% (di bawah 10%), yang mengindikasikan bahwa kualitas peramalan tergolong sangat baik[7]. Penelitian juga dilakukan oleh A. M. Windhy and A. S. Jamil, serta penelitian oleh D. W. Lestari and R. Yotenka, menerapkan metode ARIMA untuk peramalan harga cabai merah di Indonesia yang menunjukkan bahwa metode ini paling tepat digunakan untuk memprediksi harga cabai merah nasional[8][9]. Selanjutnya penelitian oleh H. Fadhila, yang membandingkan Prophet dan ARIMA untuk meramalkan harga cabai rawit di Jawa Timur dengan hasil penelitian, menunjukkan kinerja ARIMA lebih unggul dibandingkan dengan model Prophet, ditunjukkan oleh nilai RMSE sebesar 18.723,92 dan MAPE dengan nilai 19,48 %[10].

Meskipun berbagai studi telah membuktikan efektivitas metode ARIMA dalam melakukan peramalan deret waktu di berbagai bidang, penerapannya secara khusus dalam konteks prediksi harga gabah kering panen masih jarang ditemukan dalam literatur. Di sisi lain, harga gabah sangat fluktuatif, terutama saat panen raya, dimana harga cenderung turun tajam. Kondisi ini diperburuk oleh penyempitan lahan pertanian yang berdampak pada penurunan volume produksi. Dalam situasi tersebut, pendapatan petani menjadi tidak stabil, yang akhirnya menurunkan kemampuan mereka dalam memenuhi kebutuhan dasar. Jika harga komoditas pertanian seperti gabah naik melebihi biaya produksi, maka pendapatan dan kesejahteraan petani dapat meningkat[11]. Oleh karena itu, penting untuk mengembangkan model prediksi harga gabah kering panen guna membantu petani dalam mengambil keputusan strategis, dan ARIMA menjadi salah satu metode yang potensial untuk diterapkan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini terdiri atas lima tahapan yaitu Identifikasi masalah, pengumpulan data, pengolahan data, perhitungan ARIMA, dan evaluasi model seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Identifikasi Masalah

Langkah awal yang sangat penting dalam penelitian adalah menentukan masalah untuk memahami isu yang sedang terjadi. Pada industri gabah kering panen, masalah yang dihadapi adalah kesulitan dalam memprediksi harga gabah yang fluktuatif. Hal ini dapat menyebabkan ketidaktepatan dalam perencanaan harga jual dan berisiko mengakibatkan kerugian bagi petani jika tidak ditangani dengan baik.

2. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan untuk mendapatkan informasi historis yang relevan sebagai dasar dalam analisis dan peramalan harga gabah. Dalam penelitian ini, data diperoleh dari lembaga resmi pemerintah, yakni Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Informasi yang didapatkan mencakup harga gabah kering panen rata-rata bulanan di tingkat petani, dengan periode waktu yang luas, yaitu dari Januari 2010 hingga Desember 2024.

3. Pengolahan Data

Sebelum data digunakan untuk analisis lebih lanjut, terlebih dahulu dilakukan tahap pra-pemrosesan atau pengolahan data. Proses ini meliputi beberapa langkah penting:

- Transformasi format bulan menjadi numerik, agar data waktu dapat diolah secara matematis dan dimasukkan ke dalam model statistik;
- Pengurutan data secara kronologis, untuk menjaga kesinambungan data dan memastikan tidak ada penyimpangan urutan waktu dalam analisis deret waktu;
- Data terdiri dari dua bagian terpisah, yakni data pelatihan yang mencakup periode Januari 2010 sampai Desember 2023, dan data pengujian untuk tahun 2024. Data latih digunakan untuk melatih model prediksi, sementara data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dengan data baru.

4. Penerapan ARIMA

Salah satu teknik peramalan deret waktu *Autoregressive integrated Moving Average* (ARIMA), yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970-an. Metode ini menggabungkan konsep *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) untuk membentuk model yang lebih komprehensif. ARIMA banyak digunakan dalam analisis data time series karena mampu memberikan prediksi jangka pendek yang cukup akurat serta cocok diterapkan pada dataset berukuran besar[12]. ARIMA merupakan model yang mempunyai tiga bagian, seperti *Autoregressive* (p), *integrated* (d), dan *moving average* (q) yang berfungsi untuk melakukan prediksi terhadap data deret waktu (time series). Model ini umumnya diterapkan dengan pendekatan yang dikenal sebagai metode Box-Jenkins[13].

Model ARIMA dipilih sebagai metode utama dalam meramalkan harga gabah karena kemampuannya dalam menangani data deret waktu yang kompleks. Sebelum model dibangun, terlebih dahulu dilakukan pengujian stasioneritas data melalui pengujian *Augmented Dickey-Fuller Test* (ADF). Tujuan dari uji ini adalah untuk memastikan bahwa data memiliki sifat statistik yang tetap konsisten sepanjang waktu, yang merupakan persyaratan penting dalam penerapan model ARIMA. Jika hasil uji menunjukkan bahwa data ternyata tidak stasioner, maka langkah berikutnya yang perlu dilakukan adalah proses *differencing*, yaitu mengurangi nilai data saat ini dengan nilai sebelumnya untuk menghilangkan tren atau variasi musiman. Setelah data stasioner, langkah selanjutnya adalah:

- Penerapan model ARIMA dengan parameter (p, d, q)
- Pelatihan model pada data training
- Prediksi harga gabah tahun 2024

5. Evaluasi dan Model

Tahap terakhir adalah evaluasi performa model ARIMA yang telah dibangun. Penilaian dievaluasi menggunakan tiga metrik utama, yaitu:

a. MSE (*Mean Squared Error*)

MSE adalah salah satu cara untuk mengukur tingkat kesalahan dalam suatu model yang menilai seberapa akurat suatu teknik peramalan. Nilai MSE diperoleh dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi[2]. Rumus untuk menghitung MSE sebagai berikut [14].

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (x_t - f_t)^2}{n} \quad (1)$$

Keterangan:

x_t : Nilai aktual pada periode ke-t
 f_t : Nilai prediksi pada periode ke-t
 n : Banyak data

b. RMSE (*Root Mean Squared Error*)

RMSE menunjukkan besarnya kesalahan dalam prediksi, di mana semakin rendah nilai RMSE (semakin dekat ke nol), maka prediksi yang dihasilkan dianggap semakin akurat [15].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - f_t)^2} \quad (2)$$

c. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

MAPE adalah salah satu teknik perhitungan yang digunakan untuk menilai seberapa besar tingkat kesalahan dalam proses peramalan. Berikut adalah rumus untuk menghitung MAPE[16].

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{xt - ft}{xt} \right| \times 100\%}{n} \quad (3)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengolahan Data

Proses pengolahan data memiliki peranan yang krusial dalam penelitian ini karena mutu data yang dipakai sangat berpengaruh terhadap ketepatan model prediksi yang akan dibuat. Informasi yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) sangat penting karena BPS adalah lembaga resmi yang bertanggung jawab dalam mengumpulkan data statistik dengan metode yang handal. Keandalan data dari BPS memastikan bahwa informasi yang dipakai dalam penelitian ini valid dan dapat dipertanggungjawabkan. Data harga gabah kering hasil panen yang dipakai dalam penelitian ini mencakup rentang waktu yang sangat luas, dari Januari 2010 hingga Desember 2024, dengan jumlah total 180 titik data. Pada tahap ini, salah satu hal yang sangat krusial adalah mengkonversi data harga gabah ke dalam format deret waktu yang sesuai untuk kebutuhan analisis ARIMA. Format deret waktu ini akan memfasilitasi kita dalam memodelkan perubahan harga dengan cara yang lebih teratur dan terorganisir berdasar urutan waktu. Oleh karena itu, proses transformasi data menjadi stasioner adalah langkah penting yang harus dilakukan, karena model ARIMA hanya dapat digunakan pada data stasioner, yaitu data yang memiliki rata-rata dan variansi yang tetap seiring waktu.

Tabel 1. Data harga gabah kering panen 2010 - 2024

No	Tahun	Bulan	Harga GKP (Rp)
1	2010	Januari	3167.19
2	2010	Februari	3186.83
3	2010	Maret	2899.25
4	2010	April	2830.16
5	2010	Mei	2923.40
...	...	...	...
176	2024	Agustus	6566.34
177	2024	September	6632.15
178	2024	Oktober	6570.83
179	2024	November	6452.88
180	2024	Desember	6511.55

3.2 Uji Stasioneritas

Stasioner merupakan kondisi di mana nilai rata-rata (*mean*) dan variansi tetap atau tidak berubah sepanjang waktu. Sifat stasioneritas menunjukkan bahwa data tidak mengalami tren naik maupun turun. Secara umum, data harus terlihat mendatar sepanjang garis waktu. Dengan kata lain, data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang stabil dan tidak bergantung pada waktu, sementara variansi fluktuasi tersebut juga tetap konstan setiap saat. Jika suatu deret waktu tidak bersifat stasioner, maka perlu dilakukan proses *differencing* untuk menjadikannya stasioner[17].

Sebelum membangun model ARIMA, dilakukan uji stasioneritas terhadap data deret waktu harga gabah kering panen menggunakan *Augmented Dickey-Fuller Test* (ADF). Pemeriksaan terhadap sifat stasioner data umumnya dilakukan melalui uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*), yang menggunakan suatu bentuk persamaan (4)[18]. Uji ADF bertujuan untuk mendeteksi keberadaan unit *root*, yaitu kondisi dimana nilai masa lalu terus mempengaruhi nilai saat ini dalam jangka panjang. Jika data memiliki unit *root*, maka deret tersebut tidak stasioner. Proses *differencing* digunakan untuk menghilangkan pengaruh unit *root* tersebut, sehingga pola data menjadi lebih stabil.

$$\Delta z_t = \gamma Z_{t-1} + \dots + \beta_1 \Delta z_{t-n} + e_t \quad (4)$$

Keterangan:

Z_t = Nilai saat ini

Z_{t-1} = Nilai sebelumnya

β_1 = Koefisien titik waktu ke-n

E_t = galat pada titik waktu ke-n

Tabel 2. Hasil Uji ADF

Tahap Uji	ADF Statistic	p-value	Kesimpulan
Data Asli	-0,394	0,910	Tidak Stasioner
Setelah <i>Differencing</i> pertama	-1,3375	0,6118	Masih tidak Stasioner
Setelah <i>Differencing</i> Kedua	-12,139	0,000	Stasioner ($p < 0.05$)

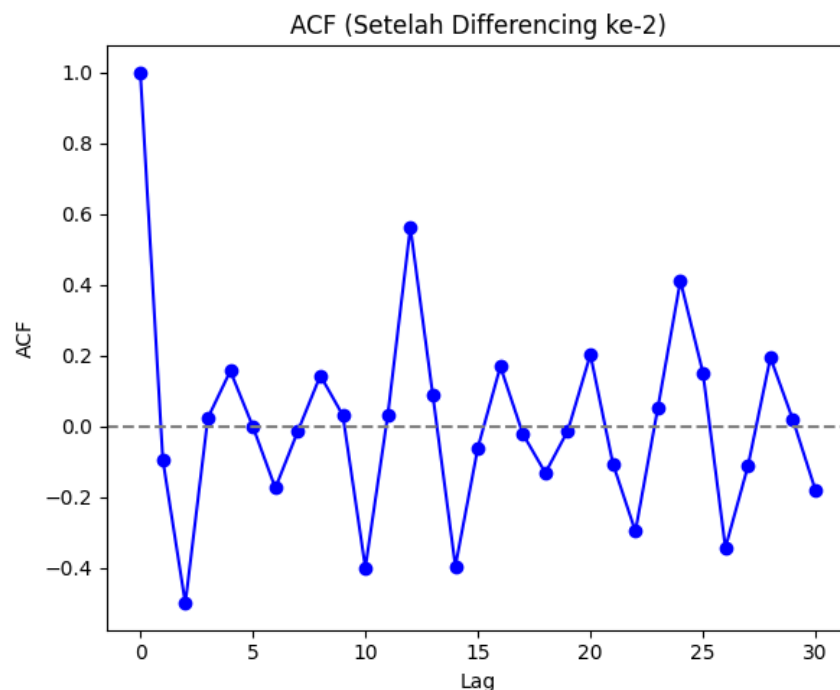
Pada Tabel 2 pengujian untuk menentukan stasioneritas merupakan tahap krusial dalam analisis deret waktu karena model ARIMA hanya dapat diterapkan pada data yang memiliki sifat stasioner, yakni data yang menunjukkan rata-rata dan varians yang tetap seiring berjalannya waktu. Dari hasil pengujian yang ditampilkan dalam Tabel 2, menjelaskan bahwa data harga gabah kering panen dalam kondisi aslinya tidak stasioner, yang dibuktikan oleh p-value sebesar 0,910. Ini menandakan bahwa tidak ada bukti yang cukup untuk menolak hipotesis nol dalam uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*), sehingga data dianggap memiliki akar unit. Selanjutnya, dilakukan transformasi *differencing* pertama untuk mengurangi adanya trend dalam data. Namun, hasil uji ADF pasca *differencing* pertama masih menunjukkan bahwa data tetap tidak stasioner, dengan p-value sebesar 0,6118. Namun, setelah *differencing* kedua, data menjadi stasioner (p-value = 0,000), sehingga pemodelan ARIMA dapat dilakukan dengan parameter *differencing* $d = 2$.

3.3 Plot ACF dan PACF

Setelah data menjadi stasioner, tahap berikutnya adalah menganalisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan parameter p dan q dalam model ARIMA.

1. *Autocorrelation Function* (ACF)

ACF mengukur hubungan antara satu observasi lainnya pada jeda tertentu. Dalam konteks model ARIMA, grafik ACF dipakai menilai komponen *moving average* (MA). Jika di grafik ACF terlihat penurunan yang tajam setelah beberapa lag, ini mengindikasikan bahwa model MA kemungkinan lebih tepat, dengan nilai q yang relatif kecil. Jika ACF menunjukkan nilai korelasi yang signifikan pada beberapa lag awal dan kemudian secara cepat berkurang ke nol, maka model MA akan sesuai untuk data itu. Penyusutan ACF yang cepat menunjukkan bahwa lag yang lebih panjang tidak menawarkan informasi tambahan yang penting, yang berarti hanya beberapa lag awal yang berdampak pada nilai prediksi. Sebaliknya, jika ACF menunjukkan pola yang tidak segera menghilang atau naik-turun dengan pola yang teratur, ini bisa menunjukkan bahwa data lebih cocok untuk model ARIMA dengan elemen tambahan lainnya, seperti musiman, yang dapat mendukung dalam prediksi. Pada fase ini, salah satu aspek yang sangat krusial adalah mengkonversi data harga gabah ke dalam format deret waktu yang sesuai untuk keperluan analisis ARIMA. Format deret waktu ini akan memungkinkan kita untuk memodelkan fluktuasi harga dengan lebih sistematis dan terstruktur sesuai urutan waktu. Oleh karena itu, tahap transformasi data menjadi stasioner adalah langkah penting yang harus dilakukan, karena model ARIMA hanya dapat digunakan pada data yang bersifat stasioner, yaitu data yang memiliki rata-rata dan variansi yang tetap seiring waktu.

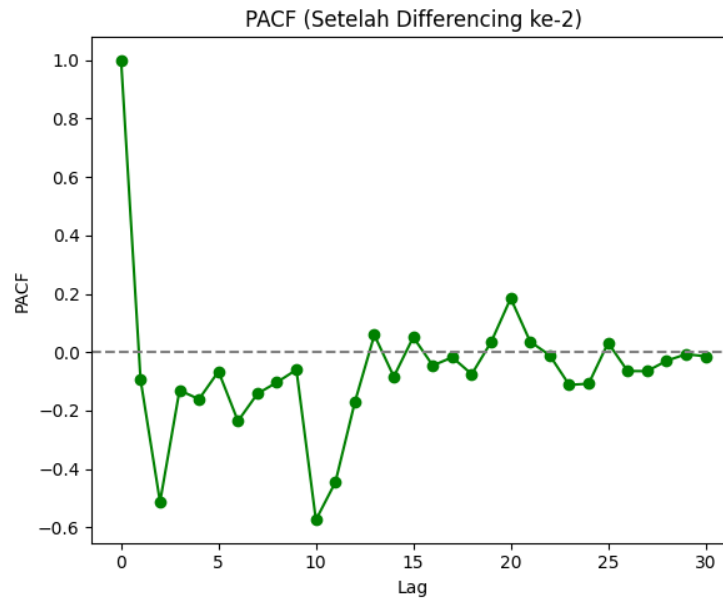


Gambar 2. ACF Setelah differencing kedua

Gambar 2 menampilkan diagram *Autocorrelation Function* (ACF) dari data harga gabah kering panen setelah dilakukan *differencing* kedua sebagai langkah lanjutan untuk mencapai stasioneritas. Grafik ini digunakan untuk mengidentifikasi pola korelasi antar lag dalam deret waktu yang telah ditransformasikan. Dari diagram terlihat bahwa sebagian besar nilai autokorelasi berada di dalam batas konfidensi, dengan hanya beberapa spike yang muncul di luar batas tersebut, seperti pada lag ke-12 dan ke-24. Pola ini menunjukkan bahwa sebagian besar hubungan antar lag sudah melemah, namun masih terdapat sedikit sisa korelasi yang mengindikasikan kemungkinan adanya komponen *moving average* (MA) dalam data, meskipun tidak dominan. Informasi dari grafik ini penting untuk membantu menentukan nilai orde MA (q) dalam model ARIMA. Karena autokorelasi yang signifikan hanya muncul sesekali dan tidak membentuk pola yang kuat atau konsisten, maka kemungkinan besar nilai q yang optimal relatif kecil. Analisis ini berperan penting dalam menyusun model ARIMA yang mampu merepresentasikan struktur data secara tepat, sehingga mendukung hasil prediksi yang lebih akurat.

2. Partial Autocorrelation Function (PACF)

Sementara ACF mengevaluasi keseluruhan korelasi antar lag, PACF mengukur korelasi antara pengamatan pada waktu tertentu dengan waktu lain setelah menghapus pengaruh dari lag-lag yang lebih kecil. Dengan kata lain, PACF menyajikan informasi yang lebih mendetail mengenai hubungan langsung antara lag tertentu dengan pengamatan sebelumnya tanpa dipengaruhi oleh lag lainnya. Plot PACF sangat bermanfaat dalam menentukan parameter *autoregressive* (AR) pada model ARIMA. Apabila plot PACF memperlihatkan penurunan signifikan setelah lag tertentu, hal ini menunjukkan bahwa nilai parameter p dalam model ARIMA harus mencerminkan jumlah lag yang berpengaruh signifikan, biasanya ditunjukkan oleh puncak tajam pada lag pertama dan penurunan cepat setelahnya. Apabila PACF menunjukkan pola yang menurun secara bertahap atau tidak terdapat penurunan yang signifikan, maka model AR tidak akan memberikan hasil yang terbaik. Dalam situasi ini, pemrosesan tambahan menggunakan model *Moving Average* (MA) atau kombinasi dengan model lain seperti ARIMA dan ARIMA dapat menjadi alternatif yang lebih tepat. Oleh karena itu, analisis PACF tidak hanya membantu dalam identifikasi nilai parameter, tetapi juga memberikan petunjuk awal mengenai struktur terbaik dari model time series yang akan dibangun.



Gambar 3. PACF Setelah differencing Kedua

Gambar 3 menampilkan diagram *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data harga gabah kering panen setelah dilakukan *differencing* kedua sebagai upaya lanjutan untuk menjadikan data bersifat stasioner. Grafik PACF ini berfungsi untuk mengukur korelasi parsial antara observasi dengan lag-nya, setelah mengontrol pengaruh lag-lag sebelumnya. Dari grafik terlihat bahwa hanya lag ke-1 yang memiliki spike signifikan di luar batas konfidensi, sedangkan lag-lag berikutnya cenderung berada di dalam batas tersebut dan tidak menunjukkan pola yang signifikan. Pola ini mengindikasikan bahwa komponen *autoregressive* (AR) dalam data mungkin hanya bersifat jangka pendek, yang ditunjukkan oleh korelasi parsial yang signifikan pada lag pertama saja. Oleh karena itu, informasi dari pola PACF ini menjadi dasar dalam menentukan nilai orde AR (p) pada model ARIMA. Dengan hanya satu spike signifikan pada lag awal, model ARIMA yang optimal kemungkinan memiliki nilai p yang rendah, misalnya $p = 1$.

3.4 Pemilihan Parameter

Setelah data menjadi stasioner melalui proses *differencing* kedua ($d = 2$), langkah berikutnya adalah menentukan parameter model ARIMA, yaitu parameter p (*autoregressive*), d (*differencing*), dan q (*moving average*). Nilai $d = 2$ ditentukan berdasarkan uji stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), yang menunjukkan bahwa data sudah stasioner setelah *differencing* kedua. Untuk memastikan konfigurasi terbaik, dilakukan eksplorasi terhadap berbagai kombinasi nilai p , d , dan q menggunakan pendekatan *grid search*. Nilai *differencing* $d = 2$ ditetapkan berdasarkan hasil uji ADF, sementara nilai untuk p dan q dipilih berdasarkan hasil analisis ACF dan PACF yang telah dibahas sebelumnya. Proses pencarian dilakukan dengan mencoba semua kombinasi dari $p = [0, 1, 2]$, $d = [2]$, dan $q = [0, 1, 2]$. Model ARIMA dilatih untuk setiap kombinasi, dan nilai AIC dihitung. Model terbaik dianggap memiliki nilai AIC terkecil, karena nilai AIC yang lebih rendah menunjukkan keseimbangan antara akurasi dan kompleksitas model. Berdasarkan hasil percobaan, model ARIMA (1,2,2) menghasilkan nilai AIC sebesar 2188,98 seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3. Penetapan model ini sebagai yang terbaik didasarkan pada kriteria AIC minimum, yang mengindikasikan bahwa model tersebut mampu memodelkan data dengan baik tanpa menambahkan kompleksitas yang tidak perlu.

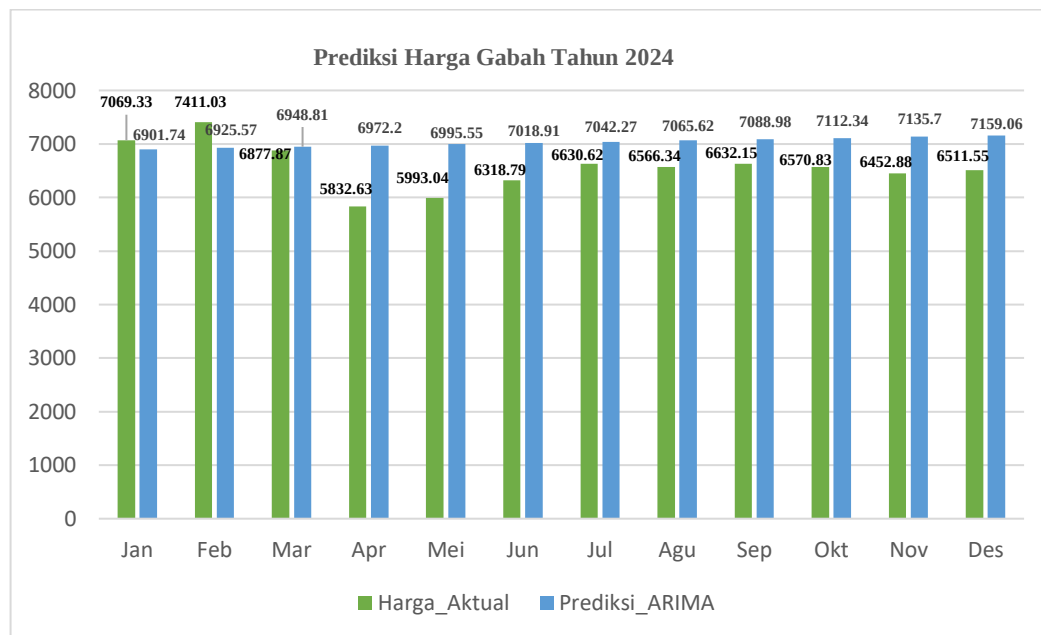
Tabel 3. Pemilihan Model ARIMA terbaik

Parameter ARIMA (p, d, q)	AIC
(1, 2, 2)	2188,98

Menggunakan pendekatan *grid search* memungkinkan eksplorasi kombinasi parameter secara menyeluruh dan terstruktur, sehingga model terbaik dapat diidentifikasi berdasarkan kriteria yang objektif. Dalam situasi ini, *Akaike Information Criterion* (AIC) dipakai karena bisa menyeimbangkan antara kecocokan model dan kompleksitasnya. Model yang memiliki nilai AIC lebih kecil dianggap lebih efisien dalam menjelaskan data tanpa mengalami *overfitting*, menjadikannya metrik yang tepat dalam pemodelan ARIMA, khususnya untuk data deret waktu ekonomi yang rumit.

3.5 Hasil Prediksi

Hasil prediksi harga gabah kering panen pada tahun 2024 menggunakan model ARIMA kemudian dibandingkan dengan harga aktual. Hasil pengujian mengindikasikan bahwa model ini cenderung menghasilkan prediksi yang stabil dan perlahan menurun sepanjang tahun. Hasil perbandingan prediksi menggunakan ARIMA dan harga aktual ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Prediksi Harga Gabah Tahun 2024

Gambar 4 menunjukkan hasil prediksi gabah pada tahun 2024, dimana pada awal tahun khususnya dari Januari hingga Maret, harga aktual mengalami fluktuasi yang cukup tajam dan lebih tinggi dibandingkan dengan nilai yang diprediksi oleh model. Sebagai contoh, pada bulan Februari harga aktual mencapai Rp 7411,03, sementara hasil prediksi dari model ARIMA hanya sebesar Rp 6925,57. Perbedaan ini menunjukkan bahwa model ARIMA kurang responsif terhadap perubahan harga yang terjadi secara tiba-tiba atau ekstrem. Namun, memasuki pertengahan hingga akhir tahun, prediksi model menjadi semakin stabil, dengan nilai berkisar di angka Rp7018,91 hingga Rp7159,06 sementara harga aktual tetap menunjukkan sedikit fluktuasi namun mulai mendekati nilai prediksi. Hal ini menunjukkan bahwa model ARIMA lebih cocok digunakan untuk memodelkan data yang memiliki pola yang relatif stabil atau musiman, namun kurang efektif dalam menangkap pola perubahan harga yang tajam dan tidak terduga. Oleh karena itu, meskipun model ini mampu memberikan gambaran umum yang cukup representatif terhadap tren harga, evaluasi lebih lanjut diperlukan untuk mengukur tingkat akurasi. Penggunaan metrik evaluasi seperti Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sangat disarankan untuk mengetahui seberapa baik model ini dapat diandalkan dalam mendukung proses pengambilan keputusan yang berbasis data.

3.6 Evaluasi Kinerja Model ARIMA

Adapun hasil evaluasi kinerja model ARIMA ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Evaluasi Kinerja Model ARIMA

Bulan	Harga Aktual	Prediksi_ARIMA	Error(actual-Prediksi)	Error ²	APE
Jan	7069,33	6901,74	167,59	28086,4	0,02371
Feb	7411,03	6925,57	485,46	235671	0,06551
Mar	6877,87	6948,81	-70,94	5032,48	0,01031
Apr	5832,63	6972,20	-1139,57	1298620	0,19538
Mei	5993,04	6995,55	-1002,51	1005026	0,16728
Jun	6318,79	7018,91	-700,12	490168	0,1108
Jul	6630,62	7042,27	-411,65	169456	0,06208
Agu	6566,34	7065,62	-499,28	249281	0,07604
Sep	6632,15	7088,98	-456,83	208694	0,06888

Bulan	Harga Aktual	Prediksi_ARIMA	Error(actual-Prediksi)	Error ²	APE
Okt	6570,83	7112,34	-541,51	293233	0,08241
Nov	6452,88	7135,70	-682,82	466243	0,10582
Des	6511,55	7159,06	-647,51	419269	0,09944

Hasil perhitungan Manual untuk evaluasi model adalah sebagai berikut :

a. *Mean Squared Error (MSE)*

Perhitungan menggunakan rumus persamaan (1) sebagai berikut;

$$MSE = \frac{\sum(ft - yt)^2}{n}$$

$$= \frac{(167,59)^2 + (485,46)^2 + (-70,94)^2 + (-1139,57)^2 + (-1002,51)^2 + (-700,12)^2 + (-411,65)^2 + (-499,28)^2 + (-456,83)^2 + (-541,51)^2 + (-682,82)^2 + (-647,51)^2}{12}$$

$$= \frac{28086,4 + 235671 + 5032,48 + 1298620 + 1005026 + 490168 + 169456 + 249281 + 208694 + 293233 + 466243 + 419269}{12}$$

$$= \frac{4868779,88}{12} = 405731,65$$

b. *Root Mean Squared Error (RMSE)*

Perhitungan menggunakan rumus persamaan (2) sebagai berikut;

$$RMSE = \sqrt{\frac{4868779,88}{12}} = \sqrt{405731,65} = 636,97$$

c. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

Perhitungan menggunakan rumus persamaan (3) sebagai berikut;

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{xt - ft}{xt} \right| \times 100\%}{n}$$

$$= \frac{0,02371 + 0,06551 + 0,01031 + 0,19538 + 0,16728 + 0,1108 + 0,06208 + 0,07604 + 0,06888 + 0,08241 + 0,10582 + 0,09944}{12}$$

$$= \frac{1,06766}{12} \times 100 = 8,897 = 8,90 \%$$

Evaluasi kinerja model ARIMA sangat penting untuk memastikan bahwa model yang digunakan dapat memprediksi data deret waktu (time series) dengan akurat. Beberapa matriks evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja model ARIMA adalah MSE, RMSE, dan MAPE.

Tabel 5.Tabel Hasil Perhitungan MSE,RMSE dan MAPE

Metrik Evaluasi	Nilai
MSE	405731,65
RMSE	636,97
MAPE	8,90%

Tabel 5 menunjukkan evaluasi hasil perhitungan model ARIMA dengan tiga metrik utama yang digunakan untuk menilai kinerja prediksi harga gabah kering panen adalah sebagai berikut;

1. Nilai *Mean Squared Error (MSE)* sebesar 405731,65 mengindikasikan rata-rata dari kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi cukup kecil. MSE rendah mengindikasikan bahwa kesalahan prediksi model tidak besar secara konsisten, dan model dapat menangkap pola data historis dengan baik.
2. *Root Mean Squared Error (RMSE)* sebesar 636,97 memberikan gambaran bahwa ukuran kesalahan prediksi dalam satuan rupiah. Karena RMSE mengembalikan hasil kedalam satuan asli data (Rp), hal ini mempermudah interpretasi dan menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model ARIMA

hanya sekitar Rp 636,97 dari nilai sebenarnya. Untuk data harga komoditas seperti gabah yang bersifat fluktuatif, nilai ini termasuk cukup rendah dan menunjukkan performa yang baik.

3. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 8,90% menunjukkan bahwa kesalahan prediksi relatif terhadap nilai aktual. Dalam praktiknya, MAPE dibawah 10% sering kali dikategorikan sebagai sangat baik atau sangat akurat, tergantung pada konteks data. Oleh karena itu, nilai ini memperkuat bukti bahwa model ARIMA memiliki akurasi yang tinggi dan sangat layak digunakan untuk tujuan prediktif.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian, terbukti bahwa metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dapat digunakan untuk memprediksi harga gabah kering panen di Indonesia. Data harga gabah dari Januari 2010 hingga Desember 2024 menunjukkan pola yang fluktuatif, namun setelah dilakukan transformasi dan pengujian stasioneritas, data menjadi cocok untuk dianalisis menggunakan model ARIMA. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang optimal adalah ARIMA (1, 2, 2) dengan nilai AIC terendah sebesar 2188,98. Prediksi harga untuk tahun 2024 menunjukkan bahwa model ini mampu memberikan estimasi harga yang relatif stabil, meskipun memiliki keterbatasan dalam menangkap lonjakan harga yang ekstrem. Evaluasi model menghasilkan nilai MSE sebesar 405731,65, RMSE sebesar 636,97 dan MAPE sebesar 8,90 %, yang menunjukkan bahwa model ARIMA ini cukup baik dalam melakukan prediksi, namun masih memiliki kekurangan dalam menangkap fluktuasi harga yang tajam. Dengan demikian, model ARIMA dapat dijadikan sebagai alat bantu yang andal dalam meramalkan harga gabah dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih rasional bagi petani dan pemangku kebijakan. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan kombinasi ARIMA dengan metode lain untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengantisipasi perubahan harga yang tajam.

REFERENCES

- [1] S. M. Igrisa and Amiruddin, "Prediksi Harga Cabai Di Kota Gorontalo Menggunakan Metode Weighted Moving Average," *J. Ilm. Ilmu Komput. Banthayo Lo Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 110–117, 2022.
- [2] D. Julika Sari, H. Saputra, A. Nasution, S. Informasi, and S. Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Royal Kisan, "the Use of the Wma Method Predicts the Inventory of Tofu Raw Materials Case Study Industry Tahu Iyus," *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 429–436, 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.2.224>
- [3] R. Maiyuriska, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Hasil Panen Gabah Padi," *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 4, pp. 28–33, 2022, doi: 10.37034/infeb.v4i1.115.
- [4] L. S. Marita and I. Darwati, "Prediksi Persediaan Barang Menggunakan Metode Weighted Moving Average, Exponential Smoothing dan Simple Moving Average," *J. Tekno Kompak*, vol. 16, no. 1, p. 56, 2022, doi: 10.33365/jtk.v16i1.1484.
- [5] F. P. Naya, S. S. Berlianti, N. Parcha, and A. Kayla, "Peramalan harga beras indonesia menggunakan metode arima," *Kult. Digit. MEDIA (Res. Acad. Publ. Consult.)*, vol. 6, no. 2, pp. 184–193, 2024.
- [6] S. P. Fauzani and D. Rahmi, "Penerapan Metode ARIMA Dalam Peramalan Harga Produksi Karet di Provinsi Riau," *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 2, no. 4, pp. 269–277, 2023, doi: 10.55826/tmit.v2i4.283.
- [7] M. Zidan Rusminto, S. Adi Wibowo, and F. Santi Wahyuni, "Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode Arima (Autoregressive Integrated Moving Average) Time Series," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 1263–1270, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9089.
- [8] A. M. Windhy and A. S. Jamil, "Peramalan Harga Cabai Merah Indonesia : Pendekatan ARIMA," *J. Agriekstensi*, vol. 20, no. 1, pp. 78–87, 2021.
- [9] D. W. Lestari and R. Yotenka, "Arima Aplikasi Metode Box-Jenkins (Arima) Untuk Meramalkan Harga Komoditas Cabai Merah," *Khazanah J. Mhs.*, vol. 14, no. 1, 2022, doi: 10.20885/khazanah.vol14.iss1.art4.
- [10] H. Fadhila, "Perbandingan Metode ARIMA dan Prophet dalam Prediksi Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur," vol. 2024, no. Senada, 2024.
- [11] R. S. Fitri and D. Hafidzah, "Inovasi dan Kreativitas dalam Ekonomi PENGARUH PERUBAHAN HARGA GABAH TERHADAP KESEJAHTERAAN PETANI DI SUMATERA BARAT," vol. 7, no. 12, pp. 210–218, 2023.
- [12] H. Afridar, ... G. G.-I. J. of, and undefined 2022, "Penerapan Metode ARIMA untuk Prediksi Harga Komoditi Bawang Merah di Kota Tegal," *Journal.Peradaban.Ac.Id*, vol. 3, no. 2, pp. 18–29, 2023, [Online]. Available: <http://journal.peradaban.ac.id/index.php/ijir/article/view/1214>
- [13] A. S. Panjaitan, M. R. Maretha, Hilmiah, and B. Mardhotillah, "Optimalisasi Penerapan Metode ARIMA dalam Mengestimasi Harga Emas di Negara Indonesia," *J. Ekon. Dan Stat. Indones.*, vol. 3, no. 2, pp. 136–146, 2023, doi: 10.11594/jesi.03.02.06.
- [14] H. Syafwan, F. Siagian, P. Putri, M. Handayani, S. H. Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Royal Jln M Yamin No, and S. Utara, "Forecasting Jumlah Pengangguran Di Kabupaten Asahan Menggunakan Metode Weighted Moving Average," *J. Tek. Inform. Kaputama*, vol. 5, no. 2, pp. 224–229, 2021.
- [15] A. Suwandi, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Single Moving Average," *JITEKH*, vol. 8, no. 1, pp. 32–36, 2020, doi: 10.35447/jitekh.v8i1.194.



- [16] S. Nurhayati and A. Syafiq, “Sistem Prediksi Jumlah Produksi Baju Menggunakan Weighted Moving Average,” *J. Manaj. Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 14–24, 2022, doi: 10.34010/jamika.v12i1.6680.
- [17] M. Harga, P. Saham, B. Amrt, H. Raihansyah, M. S. Paendong, and M. L. Mananohas, “d ’ CartesiaN Jurnal Matematika dan Aplikasi Penerapan Model Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) untuk,” pp. 62–68.
- [18] M. R. Susila, M. Jamil, and B. H. Santoso, “Akurasi Model Hybrid ARIMA-Artificial Neural Network dengan Model Non Hybrid pada Peramalan Peredaran Uang Elektronik di Indonesia,” *Jambura J. Math.*, vol. 5, no. 1, pp. 46–58, 2023, doi: 10.34312/jjom.v5i1.14889.