

Peramalan Harga Beras di Tingkat Perdagangan Besar (Grosir) Indonesia Menggunakan Model ARFIMA-GARCH

Sitti Hapsa^{1*}, Rahmawati², Hirman Rachman³

^{1,2,3}Program Studi Matematika, Universitas Sulawesi Barat, Majene 91412, Indonesia

Corresponden Email*: sittihafsah548@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini memanfaatkan data harga beras grosir di Indonesia pada periode Januari 2010 hingga September 2024. Data harga beras memperlihatkan adanya karakteristik memori jangka panjang yang memerlukan pemodelan khusus. Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan peramalan harga beras sekaligus menentukan model yang paling optimal. Metode yang diterapkan adalah *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average – Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARFIMA-GARCH), di mana ARFIMA berfungsi menangkap sifat long memory sementara GARCH digunakan untuk memodelkan volatilitas, sehingga dinilai lebih tepat dibandingkan penggunaan ARFIMA saja. Tiga model ARFIMA-GARCH yang diuji meliputi ARFIMA(0,d,0)-GARCH(1,1), ARFIMA(0,d,0)-GARCH(1,2), dan ARFIMA(0,d,0)-GARCH(2,1), dengan hasil bahwa ARFIMA(0,d,0)-GARCH(1,1) merupakan model terbaik berdasarkan nilai AIC dan BIC yang paling rendah. Hasil peramalan memperlihatkan adanya tren penurunan harga beras dari Rp13.102/kg pada Oktober 2024 menjadi sekitar Rp12.130/kg pada September 2025. Secara keseluruhan, model ARFIMA-GARCH terbukti mampu menghasilkan peramalan harga beras yang lebih akurat dan relevan sebagai dasar dalam perumusan kebijakan stabilisasi pangan.

Kata Kunci: ARFIMA-GARCH, beras, forecasting, volatilitas

Abstract

This research utilizes wholesale rice price data in Indonesia spanning from January 2010 to September 2024. The data reveal long memory characteristics that necessitate specialized modeling. The purpose of this study is to forecast rice prices and determine the most appropriate model. The method employed is the *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average-Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARFIMA-GARCH), where ARFIMA is used to capture long memory and GARCH to model volatility, making it more reliable than using ARFIMA alone. Three ARFIMA-GARCH specifications were evaluated: ARFIMA(0,d,0)-GARCH(1,1), ARFIMA(0,d,0)-GARCH(1,2), and ARFIMA(0,d,0)-GARCH(2,1), with ARFIMA(0,d,0)-GARCH(1,1) identified as the most suitable based on the lowest AIC and BIC values. The forecasting outcomes suggest a downward trend in rice prices, decreasing from Rp13,102/kg in October 2024 to approximately Rp12,130/kg in September 2025. Overall, the ARFIMA-GARCH model proves effective in generating more precise rice price forecasts and can be used as a foundation for food price stabilization policies.

Keywords: ARFIMA- GARCH, forecasting, rice price, volatility

Received :30-09-2025 Revised 22-04-2026 Accepted :25-04-2026 Published :30-04-2026

1. Pendahuluan

Beras merupakan komoditas pangan utama di Indonesia yang memiliki peranan strategis dalam ketahanan pangan, stabilitas ekonomi, dan kesejahteraan masyarakat. Tingginya konsumsi beras per kapita dibandingkan negara lain di Asia membuat perubahan harga beras berpengaruh langsung terhadap daya beli masyarakat dan inflasi pangan. Selain berfungsi sebagai sumber utama kalori, beras juga dapat dijadikan sebagai salah satu indikator stabilitas ekonomi nasional karena kontribusinya yang cukup besar dalam struktur pengeluaran rumah tangga [1]. Tingginya ketergantungan masyarakat terhadap beras menjadikan fluktuasi harga, meskipun dalam skala kecil, berpotensi menimbulkan keresahan social maupun politik. Oleh sebab itu, menjaga kestabilan harga beras merupakan bagian penting dalam upaya memperkuat ketahanan pangan nasional.

Harga beras di Indonesia dalam beberapa tahun terakhir menunjukkan pola fluktuasi yang selain

kompleks akibat pengaruh berbagai faktor, mulai dari produksi, distribusi, hingga kebijakan impor. Kenaikan harga beras yang tidak terkendali dapat menurunkan akses masyarakat miskin terhadap pangan sekaligus melemahkan daya saing sektor pertanian [2]. Perubahan iklim juga berkontribusi terhadap menurunnya produktivitas padi, sedangkan ketidakpastian pasar global dapat memicu instabilitas harga di pasar domestik. Volatilitas harga beras pada tingkat grosir dapat mencerminkan kondisi pasar yang kurang stabil dan berdampak pada kebijakan distribusi maupun subsidi pangan [3]. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa dinamika harga beras tidak hanya berkaitan dengan aspek ekonomi, tetapi juga membawa dampak sosial yang luas terhadap kesejahteraan masyarakat.

Peramalan harga beras dengan metode statistik menjadi salah satu langkah penting untuk merespons permasalahan tersebut agar pergerakan harga di masa mendatang dapat diprediksi secara lebih akurat. Model *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (ARFIMA) dinilai tepat karena mampu menangkap sifat *long memory* dalam data harga [4]. Sementara itu, model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) efektif dalam memodelkan volatilitas harga yang berfluktuasi dari waktu ke waktu [5], [6]. Kombinasi kedua model tersebut dalam pendekatan ARFIMA-GARCH memungkinkan analisis yang mampu mempertimbangkan hubungan jangka panjang sekaligus variansi jangka pendek, sehingga lebih relevan untuk digunakan pada data ekonomi yang kompleks. Sejumlah penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu meningkatkan akurasi peramalan, termasuk dalam pemodelan indeks harga perdagangan besar [7] dan [8]. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dan meramalkan harga beras di Indonesia menggunakan metode ARFIMA-GARCH sebagai upaya mendukung stabilitas harga, serta menyediakan informasi strategis bagi pemerintah, petani, dan pelaku pasar.

2. Landasan Teori

Peramalan deret waktu merupakan salah satu pendekatan kuantitatif yang digunakan untuk memperkirakan nilai di masa mendatang berdasarkan pola data historis yang tersedia [9]. Pemilihan model yang tepat menjadi faktor penting untuk menghasilkan prediksi yang akurat, terutama ketika data menunjukkan karakteristik *long memory*. Perbandingan antara model ARIMA dan ARFIMA menunjukkan bahwa ARFIMA lebih sesuai digunakan untuk data dengan proses memori panjang [10]. Model ARFIMA yang diperkenalkan oleh Granger dan Joyeux pada tahun 1980 merupakan pengembangan dari ARIMA dengan memperbolehkan parameter diferensiasi (d) bernilai pecahan. Berbagai penelitian telah mengkaji penerapan model ini, seperti pada prediksi harga saham [11], estimasi parameter menggunakan metode Geweke Porter-Hudak [12], serta peramalan jumlah wisatawan dengan pendekatan Seasonal ARFIMA [13].

ARFIMA telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang penelitian. Kajian mengenai variasi metode estimasi parameter pembeda d telah dilakukan oleh [14], sedangkan penerapan ARFIMA yang dikombinasikan dengan efek GARCH digunakan untuk memprediksi harga daging sapi [15]. Penelitian lain membandingkan model ARFIMA dengan metode *smoothing* dalam peramalan nilai tukar rupiah [16], sementara [17] memberikan tinjauan komparatif terhadap berbagai model *long memory*. Pada skala internasional, keunggulan model ARFIMA-GARCH juga telah dibuktikan, seperti dalam pembentukan portofolio investasi [18] dan dalam kajian berbagai dataset deret waktu ekonomi [19].

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) dikembangkan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas yang sering muncul pada data deret waktu [20]. Model ini terbukti efektif untuk diterapkan pada data keuangan maupun data komoditas [21]. Penerapan GARCH juga dilakukan dalam peramalan jumlah penumpang kereta api [22] serta analisis volatilitas pasar saham Indonesia [23]. Pentingnya metode *time series* dalam peramalan data ekonomi ditegaskan oleh [24] sedangkan [25] dan [26] menekankan perlunya uji stasioneritas sebelum membangun model GARCH. Selain itu, uji ARCH-LM dinilai efektif untuk mendeteksi adanya heteroskedastisitas pada model runtun waktu [27].

Kombinasi model ARFIMA-GARCH memberikan keunggulan karena mampu menangkap karakteristik

memori panjang sekaligus volatilitas data. Penerapan model ini telah dibuktikan efektif dalam peramalan tagihan pelanggan [28], serta digunakan dalam pemodelan indeks harga perdagangan besar sektor ekspor [8]. Penelitian lain juga mengaplikasikan ARFIMA-GARCH pada indeks kualitas udara PM10 [7], indeks harga saham gabungan [4], dan harga saham BRI [29]. Dukungan empiris terhadap kombinasi model volatilitas juga ditunjukkan oleh [5] yang menerapkan ARIMA-GARCH pada saham PT Unilever Indonesia.

Penggunaan model ARFIMA-GARCH menjadi semakin relevan dalam konteks komoditas pangan. Fluktuasi harga beras terbukti memengaruhi kesejahteraan petani dan konsumen [2], sementara volatilitas harga beras grosir dapat berdampak pada kebijakan distribusi pangan [3]. Metode peramalan deret waktu juga terbukti memiliki tingkat akurasi yang baik untuk memprediksi harga komoditas pangan [30], sedangkan metode ARCH/GARCH telah digunakan untuk menganalisis volatilitas harga bawang di Jawa Barat [31]. Peran strategis beras dalam ketahanan pangan nasional juga telah ditegaskan dalam penelitian sebelumnya [1]. Secara lebih luas, model deret waktu seperti SARIMA telah diterapkan untuk meramalkan inflasi [32] dan ARIMA digunakan dalam analisis harga saham PT Telkom [33]. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi model ARFIMA-GARCH memiliki landasan teoritis dan empiris yang kuat untuk diterapkan, baik pada sektor pangan maupun non-pangan.

3. Metode

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan deret waktu. Data yang digunakan adalah data sekunder berupa harga beras grosir di Indonesia periode Januari 2010 hingga September 2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu data in-sample yang digunakan untuk pembentukan model, dan data out-sample yang digunakan untuk menguji validitas hasil peramalan. Rentang data Januari 2010 hingga Desember 2022 digunakan sebagai data in-sample, sedangkan data Januari 2023 hingga September 2024 digunakan sebagai data out-sample. Pengolahan data dilakukan menggunakan perangkat lunak RStudio.

Langkah-langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Mempersiapkan data penelitian berupa harga beras grosir Indonesia;
- b. Membuat plot data runtun waktu untuk melihat tren dan pola musiman;
- c. Mengidentifikasi adanya indikasi *long memory* pada data dengan melihat plot ACF;
- d. Melakukan pengujian stasioneritas data menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk kestasioneran;
- e. Melakukan *differencing* jika data tidak stasioner dalam mean, dan transformasi jika tidak stasioner dalam varians;
- f. Menentukan parameter pembeda fraksional d menggunakan metode Geweke and Porter-Hudak (GPH);
- g. Melakukan *fractional differencing* menggunakan nilai estimasi d ;
- h. Membuat plot ACF dan PACF untuk membantu penentuan orde model;
- i. Menentukan model ARFIMA(p,d,q) dan mengestimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE);
- j. Memilih model yang signifikan dengan mempertimbangkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil;
- k. Melakukan uji diagnostik model menggunakan uji *Ljung-Box* untuk memastikan residual bersifat *white noise*;
- l. Melakukan uji ARCH-LM untuk mendeteksi adanya heteroskedastisitas pada residual;
- m. Jika terdapat heteroskedastisitas, dilakukan pemodelan dengan metode GARCH(p,q);
- n. Menentukan model terbaik dengan mempertimbangkan nilai AIC terkecil;
- o. Melakukan peramalan harga beras menggunakan model terbaik ARFIMA-GARCH serta mengukur tingkat akurasi dengan RMSE, MAE, dan MAPE.

4. Hasil dan Pembahasan

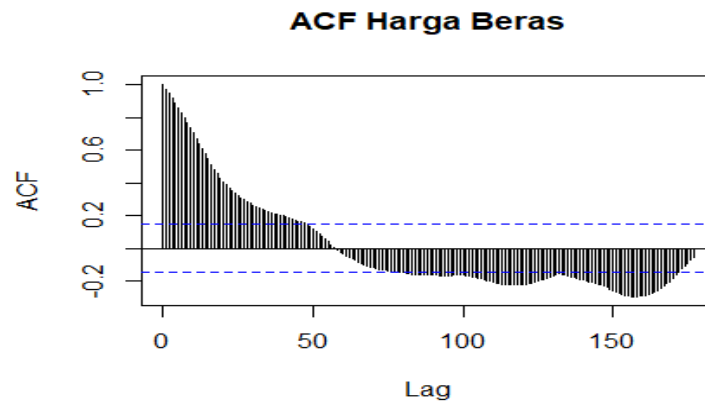
4.1 Statistik Deskriptif

Analisis deskriptif statistik data harga beras dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 1. Summary (data5\$zt)

Min	Ist qu.	Median	Mean	3 rd qu.	Max
6702	9096	10999	10653	12037	14528

Berdasarkan Tabel 1, dapat diketahui bahwa data harga beras pada periode Januari 2010-Desember 2024 memiliki rata-rata sebesar Rp.10,653, nilai maksimum sebesar Rp.14,525, nilai minimum Rp.6,702 dan median sebesar Rp. 10,999. Untuk mengetahui perubahan harga beras tersebut, dapat dilihat pada plot data berikut :



Gambar 1. Plot *time series* harga beras

4.2 Uji Kestasioneran Data

Adapun uji kestasioneran data dilakukan dengan menggunakan *Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)* dengan hipotesis sebagai berikut:

- H_0 (Hipotesis Nol) : Data bersifat tidak stasioner
- H_1 (Hipotesis Alternatif) : Data bersifat stasioner

Dengan kriteria uji yaitu jika $p\text{-value} < 0.05$ (taraf signifikansi 5%), maka tolak H_0 atau data stasioner, sebaliknya jika $p\text{-value} \geq 0.05$, maka gagal menolak H_0 atau data tidak stasioner. Adapun hasil yang diperoleh yaitu sebagai berikut:

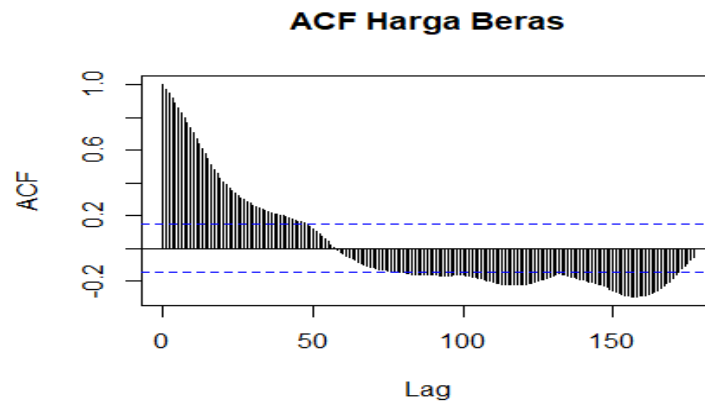
Tabel 2. Uji stasioner data harga beras

Uji	Nilai Statistik	Lag Order	p-value	Kesimpulan
Augmented Dickey-Fuller (ADF)	-2.1683	5	0,5059	Data tidak stasioner karena $p\text{-value} > 0.05$

Berdasarkan output pada Tabel 2, nilai $p\text{-value}$ dari uji ADF adalah 0,5059. Karena nilai $p\text{-value}$ lebih besar dari taraf signifikansi 5% ($0,5059 > 0,05$), maka H_0 diterima. Artinya, data harga beras belum stasioner dalam level aslinya.

4.3 Long Memory

Karakteristik utama dari deret waktu yang memiliki *long memory* adalah pola autokorelasi yang menurun secara perlahan (*tailing off*) dan tidak langsung mendekati nol, sebagaimana biasanya ditemukan pada data stasioner pendekatan ARMA.



Gambar 3. Plot ACF

Berdasarkan plot ACF dari data harga beras, terlihat bahwa nilai-nilai autokorelasi tidak langsung mendekati nol, bahkan pada lag yang cukup tinggi. Pola ini menunjukkan bahwa terdapat ketergantungan jangka panjang dalam data, yang menjadi indikasi kuat adanya komponen *long memory*.

4.4 Fractional Differencing

Nilai parameter *differencing* (d) diestimasi dengan hasil sebagai berikut:

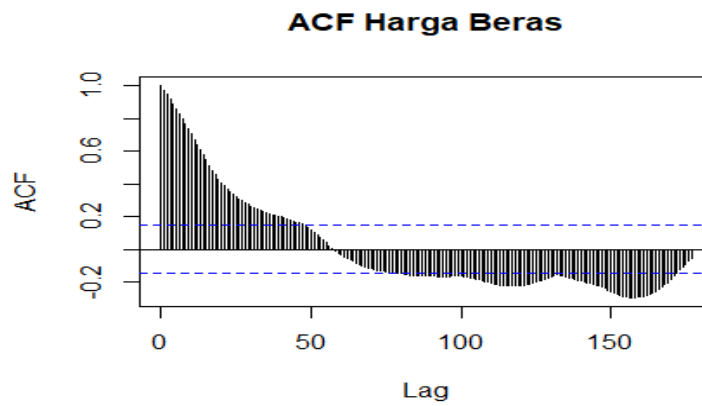
Tabel 3. Hasil *Fractional Differencing*

Parameter	Nilai
d	0,4994
σ_ε	396,5994

Berdasarkan hasil estimasi diperoleh nilai parameter *differencing fractional* $d = 0,4994$ dengan deviasi standar residual sebesar 396,6. Parameter d ini menunjukkan tingkat integrasi *fractional* dari data harga beras. Nilai d yang berada di kisaran antara 0 dan 0,5 mengindikasikan bahwa data memiliki karakteristik memori jangka panjang (*long memory process*). Artinya, pengaruh nilai-nilai masa lalu pada harga beras masih bertahan cukup lama dan menurun secara perlahan dari waktu ke waktu. Nilai d yang hampir mencapai 0,5 menunjukkan bahwa data hampir bersifat tidak stasioner penuh, namun masih dapat dimodelkan menggunakan pendekatan ARFIMA tanpa perlu dilakukan *differencing* penuh seperti pada model ARIMA konvensional dengan $d = 1$.

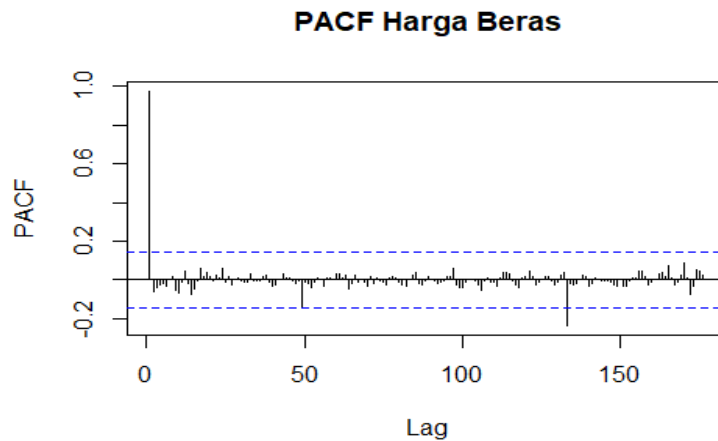
4.5 Identifikasi Model Sementara

Proses identifikasi model sementara dalam deret waktu dilakukan dengan menganalisis bentuk pola dari grafik ACF dan PACF. Tujuannya adalah untuk menentukan kemungkinan keberadaan komponen AR dan MA serta menentukan perlu atau tidaknya komponen *differencing*, baik dalam bentuk *integer* maupun *fractional*.



Gambar 4. Plot ACF

Berdasarkan hasil observasi terhadap grafik ACF dari data harga beras, terlihat bahwa nilai-nilai autokorelasi menurun secara perlahan dan signifikan hingga beberapa lag. Ini menandakan bahwa data tidak sepenuhnya stasioner dan memiliki pola memori jangka panjang (*long memory*), yang menjadi karakteristik khas dari proses *fractionally integrated*.



Gambar 5. Plot PACF

Di sisi lain, grafik PACF menunjukkan pola *cut-off* yang jelas pada lag ke-1. Hanya nilai pada lag pertama yang signifikan secara statistik, sedangkan nilai-nilai pada lag berikutnya berada dalam batas kepercayaan. Pola seperti ini merupakan indikasi kuat adanya komponen AR(1) dalam data.

Kombinasi antara ACF yang *tailing off* dan PACF yang *cut-off* pada lag ke-1 mengarahkan pada model sementara ARFIMA (1,d,0), yaitu model dengan satu komponen *autoregressive* ($p=1$), satu komponen differencing *fraksional* (d), dan tanpa komponen *moving average* ($q=0$). Model ini dinilai paling sesuai untuk menggambarkan struktur data berdasarkan plot ACF dan PACF. Meskipun demikian, untuk keperluan komparasi, beberapa model alternatif juga dapat dipertimbangkan dalam tahap pengujian lanjutan, antara lain:

1. ARFIMA(0, d, 0): PACF yang tidak menunjukkan *cut-off* yang tegas dan ACF yang *tailing off* secara perlahan mendukung pemilihan model ARFIMA(0,d,0), yaitu model yang hanya mengandalkan satu

Peramalan Harga Beras di Tingkat Perdagangan Besar (Grosir) Indonesia menggunakan Model ARFIMA-GARCH komponen *differencing fraksional* (d) tanpa komponen AR maupun MA, cocok untuk menggambarkan memori jangka panjang tanpa dinamika jangka pendek.

2. ARFIMA(1, d , 1): *Cut-off* PACF pada lag ke-1 dan ACF yang *tailing off* menunjukkan pola yang sesuai dengan model ARFIMA(1, d ,1), yaitu model dengan satu komponen *autoregressive* ($p=1$), satu komponen *moving average* ($q=1$), dan satu komponen *differencing fraksional* (d), yang mampu menangkap baik pola jangka pendek maupun efek *long memory* pada data harga.

4.6 Estimasi Model ARFIMA

Setelah nilai estimasi parameter d diperoleh, selanjutnya dilakukan estimasi model ARFIMA(p,d,q) yang disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 4. Hasil estimasi model ARFIMA

Model	d	σ_ε	Log Likelihood	AIC
ARFIMA(0, d ,0)	0,4994	273,5994	-1336	2675,602
ARFIMA(1, d ,0)	0,073	203,0200	-1212	2429,628
ARFIMA (1, d ,1)	0,0050	196,1380	-1206	2419,179

Berdasarkan Tabel 4, hasil estimasi dari ketiga model ARFIMA menunjukkan perbedaan signifikan dalam nilai parameter, standar deviasi residual, dan nilai AIC. Hal ini memberikan gambaran awal mengenai kinerja masing-masing model dalam merepresentasikan data harga.

1. Model ARFIMA(0, d ,0) hanya mengestimasi parameter d tanpa melibatkan komponen AR maupun MA. Hasil estimasi menunjukkan nilai d sebesar 0,4994 dengan tingkat signifikansi yang sangat tinggi, yang menandakan adanya efek *long memory* dalam data harga. Model ini menghasilkan nilai AIC sebesar 2675,602 dan nilai standar deviasi residual sebesar 273,5994. Meskipun merupakan model paling sederhana di antara yang diuji, ARFIMA(0, d ,0) memberikan gambaran awal mengenai adanya sifat *fractional* dalam data tanpa mempertimbangkan dinamika jangka pendek.
2. Model ARFIMA(1, d ,0) menggabungkan satu komponen *autoregressive* (AR) dan satu komponen *fractional differencing* (d), tanpa komponen *moving average* (MA). Hasil estimasi menunjukkan nilai d sebesar 0,073, yang mengindikasikan adanya memori jangka panjang yang sangat lemah dalam data. Model ini menghasilkan nilai log likelihood sebesar -1212 dan AIC sebesar 2429,628, menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan ARFIMA(0, d ,1), namun masih sedikit di bawah ARFIMA(1, d ,1). Standar deviasi residual sebesar 203,0200, yang jauh lebih rendah dibandingkan model-model lainnya, menunjukkan efisiensi model yang lebih baik dalam menangkap pola variasi data.
3. Model ARFIMA(1, d ,1) merupakan model yang paling kompleks dari ketiganya karena menggabungkan komponen AR dan MA secara bersamaan. Estimasi menunjukkan bahwa nilai d sangat kecil yaitu 0,005. Nilai AIC yang dihasilkan adalah 2419,179, paling rendah dibandingkan dua model sebelumnya, yang menandakan bahwa model ini memberikan kecocokan terbaik terhadap data harga. Meskipun demikian, peringatan yang sama mengenai ketidakmampuan menghitung matriks korelasi kembali muncul, sehingga tetap diperlukan evaluasi lebih lanjut terhadap kestabilan model.

4.7 Uji Diagnostik Model ARFIMA

Uji diagnostik dilakukan pada tiga model yaitu ARFIMA(0, d ,0), ARFIMA(1, d ,0), dan ARFIMA(1, d ,1) dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil uji diagnostik model ARFIMA

Uji Diagnostik	Model ARFIMA(0,d,0)	Model ARFIMA(1,d,0)	Model ARFIMA(1,d,1)
ADF Test (Stasioneritas)	<i>Dickey-Fuller</i> = -3,4954 <i>p-value</i> = 0,04481 (stasioner)	<i>Dickey-Fuller</i> = -5,0612 <i>p-value</i> = 0,01 (stasioner)	<i>Dickey-Fuller</i> = -4.9527 <i>p-value</i> = 0.01 (stasioner)
Ljung-Box Test (Autokorelasi)	<i>X-squared</i> = 406.35 <i>p-value</i> < $2,2 \times 10^{-16}$ (autokorelasi ada)	<i>X-squared</i> = 16,903 <i>p-value</i> 0,6593 (tidak ada autokorelasi)	<i>X-squared</i> = 10.561 <i>p-value</i> = 0.9568 (tidak ada autokorelasi)

Uji ADF menunjukkan bahwa seluruh model menghasilkan residual yang stasioner, ditunjukkan dengan nilai *p-value* yang signifikan. Hal ini mengindikasikan bahwa setiap model berhasil menghilangkan komponen tren non-stasioner pada data, yang merupakan syarat utama dalam pemodelan deret waktu.

Hasil *Ljung-Box Test* memberikan diferensiasi penting antar model. Pada model ARFIMA(0,d,0), nilai *p-value* yang sangat kecil mengindikasikan adanya autokorelasi yang signifikan pada residual, menunjukkan bahwa model belum mampu menangkap struktur ketergantungan jangka pendek dalam data. Sebaliknya, model ARFIMA(1,d,0) dan ARFIMA(1,d,1) menunjukkan *p-value* yang tinggi, menandakan bahwa residual dari kedua model tersebut bebas dari autokorelasi, dan karenanya lebih sesuai secara diagnostik. Hal ini mencerminkan kemampuan kedua model dalam merepresentasikan dinamika data secara lebih lengkap.

4.7.1 Uji Stasioneritas Residual (*Augmented Dickey-Fuller Test*)

Uji ADF dilakukan untuk memastikan bahwa residual model bersifat stasioner, yang merupakan salah satu asumsi utama dalam analisis deret waktu.

1. Model ARFIMA(0,d,0) menghasilkan nilai statistik *Dickey-Fuller* sebesar -3,4954 dengan *p-value* 0.04481, yang lebih kecil dari tingkat signifikansi 5%, sehingga residual dapat dinyatakan stasioner.
2. Model ARFIMA(1,d,0) memperoleh nilai *Dickey-Fuller* sebesar -5,0612 dengan *p-value* 0,01, menunjukkan bahwa residual pada model ini juga stasioner.
3. Model ARFIMA(1,d,1) memberikan nilai *Dickey-Fuller* sebesar -4,9527 dengan *p-value* 0,01, sehingga residual model ini pun dinyatakan stasioner.

4.7.2 Uji Autokorelasi Residual (*Ljung-Box Test*)

Uji Ljung-Box digunakan untuk mengidentifikasi apakah residual masih mengandung autokorelasi, karena jika ada berarti model belum mampu menangkap pola data secara optimal.

1. Model ARFIMA(0,d,0) menghasilkan nilai statistik *X-squared* sebesar 406,35 dengan *p-value* < $2,2 \times 10^{-16}$, yang menandakan adanya autokorelasi signifikan pada residual sehingga model ini belum cukup memadai.
2. Model ARFIMA(1,d,0) memberikan nilai *X-squared* sebesar 16,903 dengan *p-value* 0,6593, menunjukkan bahwa residual tidak mengandung autokorelasi, sehingga model sudah berhasil merepresentasikan ketergantungan data dengan baik.
3. Model ARFIMA(1,d,1) memperoleh nilai *X-squared* sebesar 10,561 dengan *p-value* 0,9568, yang juga mengindikasikan bahwa residual tidak memiliki autokorelasi.

4.8 Uji Efek ARCH pada Residual (*ARCH LM Test*)

Berikut adalah hasil uji untuk mendeteksi efek ARCH :

Tabel 6. Hasil uji efek ARCH Model ARFIMA

Model	Chi-Squared	P-Value	Kesimpulan
ARFIMA(0,d,0)	41.151	$4,623 \times 10^{-5}$	Ada efek ARCH
ARFIMA(1,d,0)	0.52812	1	Tidak ada efek ARCH
ARFIMA(1,d,1)	1.1876	1	Tidak ada efek ARCH

Berdasarkan tabel 5, berikut adalah hasil uji untuk mendeteksi efek ARCH pada model ARFIMA(0,d,0), ARFIMA(1,d,0) dan ARFIMA(1,d,1) dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 (Hipotesis Nol) : Residual model tidak mengandung efek ARCH

H_1 (Hipotesis Alternatif) : Residual model mengandung efek ARCH

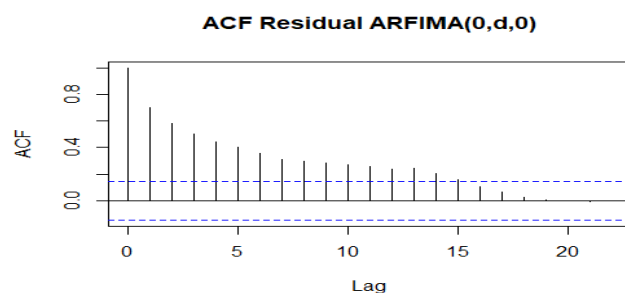
Adapun kriteria uji yaitu jika $p\text{-value} < 0.05$, maka tolak H_0 artinya terdapat efek ARCH sehingga model GARCH diperlukan. Sebaliknya, jika $p\text{-value} \geq 0.05$, maka gagal tolak H_0 artinya tidak ada efek ARCH sehingga model GARCH tidak perlu digunakan.

Berdasarkan hasil pengujian hipotesis, diperoleh hasil sebagai berikut:

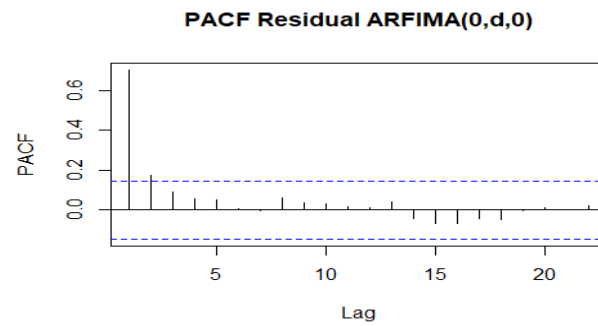
1. Model ARFIMA(0,d,0) $p\text{-value} < 0,05$ sehingga terdapat efek ARCH signifikan. Residual tidak konstan, sehingga model ini belum memadai dan perlu dikombinasikan dengan GARCH.
2. Model ARFIMA(1,d,0) $p\text{-value} = 1 > 0,05$, tidak ada efek ARCH. Residual stabil, model sudah memadai tanpa GARCH.
3. Model ARFIMA(1,d,1) $p\text{-value} = 1 > 0,05$, tidak ada efek ARCH. Residual stabil, model dapat digunakan tanpa tambahan GARCH.

4.9 Identifikasi Model ARFIMA-GARCH

Pada saat model ARFIMA(0,d,0) diuji terhadap adanya efek ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), hasilnya menunjukkan bahwa model ini mengandung efek ARCH yang signifikan. Hal ini menandakan adanya pola volatilitas yang berfluktuasi dan saling berkaitan dari waktu ke waktu, sehingga varians residual bersifat tidak konstan (*conditional heteroskedasticity*). Dengan adanya temuan tersebut, analisis selanjutnya perlu dilakukan dengan menggabungkan model ARFIMA dan GARCH agar dapat menangani volatilitas serta menggambarkan struktur varians residual secara lebih tepat. Berikut ditampilkan grafik ACF dan PACF residual untuk membantu identifikasi model GARCH.



Gambar 6. Hasil ACF residual ARFIMA(0,d,0)



Gambar 7. Hasil PACF residual ARFIMA(0,d,0)

Berdasarkan analisis grafik ACF dan PACF residual ARFIMA(0,d,0), terlihat adanya indikasi kuat heteroskedastisitas. ACF residual menunjukkan peluruhan lambat, PACF lonjakan pada *lag* 1–2, dan ACF^2 signifikan hingga *lag* ke-2, menandakan adanya efek ARCH. Beberapa model GARCH yang dapat dipertimbangkan:

1. GARCH(1,1) cocok karena ACF dan PACF hanya signifikan pada *lag* 1, sehingga satu komponen ARCH dan satu GARCH sudah cukup.
2. GARCH(1,2) sesuai bila PACF signifikan di *lag* 1–2, dengan ACF tetap kuat hingga *lag* ke-2, menandakan dua komponen ARCH diperlukan.
3. GARCH(2,1) dipilih bila PACF signifikan di dua *lag* awal dan ACF meluruh lambat lebih dari dua *lag*, sehingga butuh dua komponen GARCH dan satu ARCH.

4.10 Estimasi Model ARFIMA-GARCH

Setelah teridentifikasi adanya efek ARCH pada model ARFIMA(0,d,0), tahap analisis selanjutnya adalah melakukan estimasi model gabungan ARFIMA-GARCH untuk mengatasi volatilitas pada residual. Model ARFIMA-GARCH berfungsi menangkap karakteristik *long memory* pada rata-rata melalui komponen ARFIMA, sekaligus mengakomodasi varians yang tidak stabil (volatilitas) melalui komponen GARCH. Berikut disajikan hasil estimasi model ARFIMA-GARCH.

Tabel 7. Estimasi model ARFIMA-GARCH

Model	Log Likelihood	AIC	BIC	HQIC	ARCH <i>p-value</i>
ARFIMA-GARCH(1,1)	-4526.609	8.953	8.978	8.962	0.1537
ARFIMA-GARCH(1,2)	-4524.147	8.950	8.982	8.963	$1 - \sigma$
ARFIMA-GARCH(2,1)	-4526.609	8.859	8.894	8.873	0.1451

Dari hasil evaluasi GARCH(1,1), GARCH(1,2), dan ARFIMA-GARCH, model ARFIMA-GARCH(1,1) terbukti paling baik karena memiliki nilai AIC, BIC, dan HQIC terendah.

1. *Log Likelihood*: GARCH(1,2) tertinggi, namun hal ini tidak cukup bila kompleksitas model tidak diperhitungkan.
2. AIC, BIC, HQIC: ARFIMA-GARCH(1,1) terendah, sehingga paling efisien menjelaskan data.
3. ARCH-LM Test: Ketiga model tidak menunjukkan heteroskedastisitas ($p\text{-value} > 0,05$), sehingga semuanya memadai dari sisi kestabilan residual.
- 4.

4.11 Uji Diagnostik ARFIMA-GARCH

Hasil estimasi terhadap tiga model ARFIMA-GARCH, yaitu ARFIMA-GARCH(1,1), ARFIMA-GARCH(1,2), dan ARFIMA-GARCH(2,1), kemudian dievaluasi melalui dua jenis pengujian utama, yaitu uji *Ljung-Box* pada residual maupun kuadrat residual dan uji stabilitas parameter menggunakan *Nyblom test*. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan apakah model yang diperoleh telah mampu menangkap dinamika data dengan baik, khususnya terkait autokorelasi dan heteroskedastisitas yang mungkin masih ada pada residual, serta kestabilan parameter model.

Tabel 8. Hasil uji diagnostik ARFIMA-GARCH

Model	<i>Ljung-Box Residual</i> (<i>p-value</i>)	<i>Ljung-Box Residual²</i> (<i>p-value</i>)	<i>Nyblom Joint Stat</i>	<i>Nyblom Joint Critical (5%)</i>
ARFIMA-GARCH(1,1)	$< 2.2 \times 10^{-16}$	0.00245	2.37	1.24
ARFIMA-GARCH(1,2)	$< 2.2 \times 10^{-16}$	0.00058	2.97	1.47
ARFIMA-GARCH(2,1)	$< 2.2 \times 10^{-16}$	0.00018	4.47	1.47

1. Uji *Ljung-Box* pada residual standar dan kuadrat residual menunjukkan masih ada autokorelasi serta efek ARCH signifikan ($p\text{-value} < 0,05$). Artinya, model GARCH yang digunakan belum sepenuhnya mengatasi dinamika serial korelasi dan heteroskedastisitas.
2. *Nyblom test* mengindikasikan beberapa parameter tidak stabil karena nilai statistik melebihi batas kritis, sehingga ada kemungkinan dinamika struktural dalam data atau spesifikasi model yang kurang tepat.

4.12 Pemilihan Model Terbaik ARFIMA-GARCH

Sebelum menetapkan model ARFIMA-GARCH yang digunakan dalam analisis, langkah awal yang penting adalah menentukan kombinasi model paling optimal berdasarkan kriteria statistik tertentu. Dalam pemilihan model terbaik ARFIMA-GARCH, beberapa spesifikasi orde GARCH dibandingkan menggunakan nilai AIC dan BIC. Kedua kriteria ini umum digunakan dalam statistika dan ekonometrika karena mampu mengevaluasi kualitas model dengan mempertimbangkan keseimbangan antara akurasi dan kompleksitas. Model dengan nilai AIC dan BIC lebih rendah dianggap lebih unggul, karena memberikan estimasi yang efisien tanpa menambahkan parameter yang berlebihan.

Tabel berikut menampilkan perbandingan nilai AIC dan BIC dari berbagai spesifikasi model GARCH yang diuji pada pemodelan ARFIMA-GARCH.

Tabel 9. Hasil perbandingan nilai AIC dan BIC

No	Model	AIC	BIC
1	GARCH(1,1)	17.02817	17.09913
2	GARCH(1,2)	17.03692	17.12561
3	GARCH(2,1)	17.04863	17.13732

Berdasarkan perbandingan tiga spesifikasi, yaitu GARCH(1,1), GARCH(1,2), dan GARCH(2,1), model terbaik ditentukan melalui AIC dan BIC. Hasilnya menunjukkan bahwa GARCH(1,1) memiliki nilai AIC dan BIC terendah, sehingga lebih efisien dalam menggambarkan *volatilitas residu* ARFIMA tanpa menambah kompleksitas berlebih. Oleh karena itu, GARCH(1,1) dipilih sebagai model optimal karena seimbang antara ketepatan dan kesederhanaan.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa model GARCH(1,1) memiliki keunggulan yang konsisten dalam hal stabilitas parameter serta kemampuan prediksi jangka panjang, meskipun pada beberapa kasus model dengan orde yang lebih tinggi dapat menghasilkan nilai AIC dan BIC yang lebih rendah [17]. Temuan tersebut semakin memperkuat bahwa GARCH(1,1) merupakan pilihan yang paling tepat untuk digunakan dalam analisis ARFIMA-GARCH.

4.13 Pemodelan ARFIMA-GARCH

Hasil estimasi menunjukkan bahwa model mean terbaik adalah ARFIMA(0,d,0) dengan orde *differencing fraksional*, yang menandakan tidak ada komponen AR maupun MA, tetapi terdapat efek memori jangka panjang melalui *fractional differencing*. Nilai rata-rata cukup direpresentasikan oleh konstanta dengan ketergantungan bertahap pada nilai masa lalu. Untuk volatilitas, model terbaik adalah GARCH(1,1), di mana variansi bersyarat dipengaruhi oleh satu lag kuadrat residual dan satu lag variansi bersyarat. Model ini efektif menangkap fluktuasi variansi harga beras yang heteroskedastik.

Dengan demikian, model terbaik adalah ARFIMA(0,d,0)-GARCH(1,1) yang dapat dituliskan dalam bentuk matematis.

$$(1 - B)^{0.5} Z_t = 9089.62 + \varepsilon_t \quad \text{dengan } \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

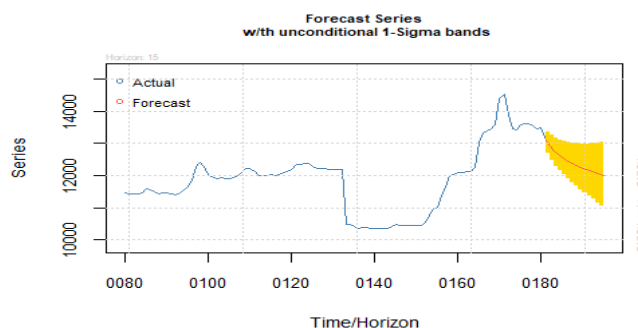
dan

$$\sigma_t^2 = 2964.20 + 1.000 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.1334 \sigma_{t-1}^2$$

Pada model ini, komponen mean hanya berupa konstanta karena tidak ada unsur AR maupun MA. *Error* mengikuti distribusi normal dengan variansi bersyarat yang dimodelkan melalui GARCH(1,1), di mana fluktuasi dipengaruhi oleh *shock* sebelumnya dan volatilitas masa lalu. Nilai $\alpha=1,00$ menunjukkan *shock* baru sangat memengaruhi volatilitas saat ini, sedangkan pengaruh variansi masa lalu lebih kecil. Secara keseluruhan, model ARFIMA-GARCH mampu merepresentasikan harga beras dengan pola memori panjang dan volatilitas tinggi, sehingga tepat digunakan untuk peramalan dan mendukung kebijakan pangan.

4.14 Peramalan ARFIMA-GARCH

Prediksi yang dihasilkan dari model tersebut kemudian ditampilkan dalam bentuk grafik untuk memudahkan interpretasi terhadap tren ke depan serta tingkat ketidakpastian perkiraan. Berikut ditampilkan grafik hasil peramalan ARFIMA-GARCH:



Gambar 8. Plot hasil peramalan ARFIMA-GARCH

Gambar 8 menampilkan hasil peramalan menggunakan model ARFIMA-GARCH dengan horizon peramalan sebanyak 15 periode ke depan. Dalam konteks penelitian ini, periode yang dimaksud merujuk pada satuan waktu bulanan, sehingga 15 periode ke depan diinterpretasikan sebagai prediksi untuk 15 bulan setelah observasi terakhir dalam data historis. Dengan demikian, setiap langkah merepresentasikan satu bulan berturut-turut, dimulai dari Oktober 2024 sebagai periode pertama hingga Desember 2025 sebagai periode ke-15.

Berdasarkan plot hasil peramalan, nilai prediksi menunjukkan tren menurun dari sekitar 13.102,82 menuju 12001,62 selama 15 periode ke depan. Area kuning sebagai pita ketidakpastian menunjukkan adanya kemungkinan fluktuasi, dengan keyakinan model lebih tinggi di awal prediksi dan menurun seiring waktu. Secara keseluruhan, model mengindikasikan kecenderungan penurunan yang konsisten dalam jangka pendek hingga menengah.

4.15 Evaluasi Hasil Peramalan dan Volatilitas

Evaluasi peramalan dan volatilitas merupakan tahap krusial dalam analisis deret waktu dengan model ARFIMA-GARCH. Tujuannya adalah menilai kemampuan model dalam memprediksi harga di masa depan sekaligus mengukur ketepatan estimasi terhadap fluktuasi atau volatilitas harga. Proses evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi dengan data aktual pada periode tertentu. Berikut disajikan nilai prediksi untuk 12 bulan ke depan.

Tabel 10. Hasil prediksi harga beras

Bulan	Harga prediksi
2024-10-01	13.102,82
2024-11-01	12.915,04
2024-12-01	12.777,56
2025-01-01	12.666,05
2025-02-01	12.571,19
2025-03-01	12.488,19
2025-04-01	12.414,21
2025-05-01	12.347,38
2025-06-01	12.286,37
2025-07-01	12.230,22
2025-08-01	12.178,21
2025-09-01	12.129,77
2025-10-01	12084,42
2025-11-01	12041,81
2025-12-01	12001,62

Berdasarkan tabel 10, harga diproyeksikan menurun konsisten dari sekitar 13,102 pada Oktober 2024 menjadi 12,001 pada Desember 2025. Tren penurunan ini mencerminkan kondisi pasar yang cenderung melemah, dipengaruhi faktor seperti permintaan, pasokan, musim, atau situasi ekonomi. Prediksi ini bermanfaat bagi pelaku usaha dan pengambil kebijakan untuk strategi produksi, pemasaran, dan pengelolaan risiko, meskipun tetap bergantung pada data serta asumsi model, sehingga dapat berubah jika terjadi faktor eksternal tak terduga.

Untuk mengukur tingkat akurasi model, digunakan beberapa indikator statistik, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Adapun hasil dari tingkat akurasi model yaitu sebagai berikut:

Tabel 11. Hasil perbandingan evaluasi model

Metode Evaluasi	Nilai
RMSE	1322,981
MAE	1234,792
MAPE	8,99 %

Berdasarkan tabel 10, nilai RMSE sebesar 1322,981, MAE sebesar 1234,792, dan MAPE sebesar 8,99 %. Hasil ini menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model relatif stabil tanpa outlier ekstrem, dengan

tingkat akurasi yang tergolong sedang hingga baik karena MAPE berada di bawah 10%. Secara keseluruhan, model memiliki kemampuan prediksi yang cukup memadai, meski masih ada ruang perbaikan untuk meningkatkan akurasi.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa harga beras grosir di Indonesia periode Januari 2010 hingga September 2024 memiliki sifat memori jangka panjang (*long memory*) dan volatilitas yang signifikan sehingga tidak dapat dimodelkan hanya dengan ARFIMA. Hasil estimasi menunjukkan bahwa model terbaik adalah ARFIMA(0,d,0)-GARCH(1,1) dengan nilai $\alpha = 1,00$ dan $\beta = 0,1334$, yang dipilih berdasarkan kriteria AIC dan BIC terkecil. Model ini memberikan tingkat akurasi peramalan yang cukup baik dengan nilai RMSE sebesar 1322,981, MAE sebesar 1234,792, dan MAPE sebesar 8,99 %. Peramalan 15 periode ke depan (Oktober 2024–Desember 2025) menunjukkan tren penurunan harga beras dari Rp13,102/kg menjadi sekitar Rp12,001/kg. Temuan ini menegaskan bahwa kombinasi ARFIMA-GARCH lebih efektif dibanding ARFIMA saja karena mampu menangkap sifat *long memory* sekaligus dinamika volatilitas, sehingga dapat menjadi acuan dalam penyusunan kebijakan stabilisasi harga pangan nasional.

Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan apresiasi kepada pihak-pihak yang telah memberikan dukungan dalam penyelesaian penelitian ini.

Referensi

- [1] Aswi, & Sukarna. (2006). Analisis deret waktu: Teori dan aplikasi. Andira Publisher.
- [2] Azmi, A., & Wawan. (2020). Analisis model GARCH dalam peramalan data runtun waktu finansial. *Jurnal Statistika dan Aplikasi*, 9(2), 134–145.
- [3] Azmi, W. A., & Farin C. G. (2022). The application of GARCH forecasting method in predicting the number of rail passengers (thousands of people) in Jabodetabek region. *Jurnal Matematika, Statistika & Komputasi*, 18(2), 198-223.
- [4] Buhungo, R.J., Hasan, I.K., & Nurwan, N. (2024). Penerapan Hybrid Metode ARFIMA-ANN Menggunakan Algoritma Backpropagation pada Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan. *Euler: Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*.
- [5] Devianto, D., Maiyastri, K. R., Asdi, Y., & Yollanda, M. (2022). Comparison of ARIMA and ARFIMA models in analyzing long memory processes. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 8, 1045241.
- [6] Fitri, T.W., Darmawan, G., Winarni, S., Hidayat, Y., & Pontoh, R.S. (2023). Peramalan Tunggalan Tagihan Pelanggan Menggunakan Model Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA). *MARAS: Jurnal Penelitian Multidisiplin*.
- [7] Fitriani, N., & Puspitasari, R. (2023). Analisis Peran Beras Dalam Ketahanan Pangan Dan Stabilitas Ekonomi di Indonesia. *Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian Indonesia*, 19(2), 101–112.
- [8] Garafutdinov, R. V. (2021). Formation of Investment Portfolios of Two Assets Based on Forecast Returns Using the ARFIMA-GARCH Model. *Vestnik Volgogradskogo Gosudarstvennogo Universiteta: Ekonomika*, 23(3), 45–55.
- [9] Hariyanto, S., Wibawa, S.G., & Solikhin, S. (2024). PM10 Air Quality Index Modeling Using Arfima-Garch Method: Bundaran Hi Area Of Dki Jakarta Province. *Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*.
- [10] Hasan, I. K., Janur, M., & Nurwan, N. (2023). Penerapan Model ARFIMA-GARCH Menggunakan Variasi Estimasi Parameter Pembeda D Pada Data Long Memory. *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori dan Aplikasi Statistika*, 16(2), 474-485.
- [11] Hidayat, A., & Sari, M. P. (2022). Analisis akurasi metode peramalan deret waktu dalam memprediksi harga komoditas pangan. *Jurnal Statistika dan Aplikasi*, 7(2), 113–124.
- [12] Imani, N.D., Tarno, T., & Saputra, B.A. (2024). Prediksi Harga Daging Sapi di Kabupaten Brebes Menggunakan Pemodelan ARFIMA dengan EFEK GARCH. *Jurnal Gaussian*.

- [13] Ismail, M. T., & Al-Gounmeein, R. S. (2022). Overview of Long Memory for Economic and Financial Time Series Dataset and Related Time Series Models: A Review Study. *IAENG International Journal of Applied Mathematics*, 52(2).
- [14] Kartikasari, P. (2020). Prediksi Harga Saham PT. Bank Negara Indonesia dengan Menggunakan Model Autoregressive Fractional Integrated Moving Average (ARFIMA).
- [15] Koryataini, L., Sumo, M., Minnah, L., Solehah, S., & Khoiroh, A. R. A. (2024). Analisis Penggunaan Media Pembelajaran PhET pada Materi Gelombang Berjalan dan Stasioner: A Review Literatur. *Mutiara: Jurnal Ilmiah Multidisiplin Indonesia*, 2(3), 120-138.
- [16] Kurnia, R.P., & Dzikrullah, A.A. (2022). Volatilitas Harga Bawang Di Jawa Barat Dengan Metode ARCH/GARCH. *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*.
- [17] Lestari, D., & Pratama, R. (2023). Penerapan metode time series dalam peramalan data ekonomi. *Jurnal Ekonomi dan Statistik*, 15(1), 55–66.
- [18] Nugroho, A., & Puspitasari, D. (2022). Implementasi model GARCH dalam analisis volatilitas pasar saham Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Statistik*, 15(1), 45–57.
- [19] Oktaviani, N., & Rifai, N.A. (2024). Pemodelan ARFIMA dengan Estimasi Parameter Pembeda Menggunakan Metode Geweke Porter-Hudak. *Jurnal Riset Statistika*.
- [20] Pratama, R., & Dewi, L. (2022). Uji stasioneritas pada model GARCH dalam analisis volatilitas pasar keuangan Indonesia. *Jurnal Statistika dan Aplikasi*, 21(2), 88–97.
- [21] Pratama, R., & Lestari, D. (2023). Penerapan uji ARCH-LM dalam mendeteksi heteroskedastisitas pada model runtun waktu. *Jurnal Ekonomi dan Statistik*, 15(2), 112–124.
- [22] Putra, A. D., & Hidayat, M. (2022). Dampak fluktuasi harga beras terhadap kesejahteraan petani dan konsumen di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Pembangunan*, 13(1), 45–56.
- [23] Rahmawati, S., Lestari, D., & Pratama, R. (2023). Volatilitas harga beras grosir dan implikasinya terhadap kebijakan distribusi pangan. *Jurnal Ekonomi dan Kebijakan Pembangunan*, 12(3), 233–245.
- [24] Rezaldi, D. A., & Sugiman, S. (2021, February). Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia. In *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika (Vol. 4, pp. 611-620)*.
- [25] Riyanto, A. (2018). Prediksi Harga Saham Menggunakan Model ARFIMA-GARCH (Studi Kasus: Saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk) (Skripsi Sarjana, Institut Teknologi Sepuluh Nopember). Institut Teknologi Sepuluh Nopember Repository.
- [26] Rizki, A., & Syafitri, N. (2023). Model GARCH dalam analisis volatilitas deret waktu keuangan. *Jurnal Statistika dan Ekonomi*, 12(1), 55–66.
- [27] Saleh, D. A., Debataraja, N., & Rizki, M. (2022). Pemodelan seasonal autoregressive fractionally integrated moving average (Seasonal ARFIMA) untuk peramalan jumlah wisatawan mancanegara di Kalimantan Barat. *Jurnal Bumi Lestari*, 22(2), 250–262.
- [28] Silva, A. S., Dissanayake, G. S., & Peiris, M. S. (2023). Comparison of standard long memory time series. *Journal of Statistical Theory and Practice*, 17(2), 45–62.
- [29] Supriyanto, S., Utami, A.P., & Istikanaah, N. (2023). Model Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode ARIMA – GARCH (Studi Kasus Saham PT. Unilever Indonesia). *Jurnal Ilmiah Matematika dan Pendidikan Matematika*.
- [30] Winanti, G.L., Ispriyanti, D., & Sugito, S. (2023). Pemodelan Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) Sektor Ekspor Menggunakan ARFIMA-GARCH. *Jurnal Gaussian*.
- [31] Yahya, A. (2022). Peramalan Indeks Harga Konsumen Indonesia Menggunakan Metode Seasonal-ARIMA (SARIMA). *Jurnal Gaussian*, 11(2), 313–322.
- [32] Zedha, H.F., Siregar, S.A., Rahmi, R.M., Jannah, S.R., Sandi, R.F., Irawan, A.I., & Anwar, S. (2025). Perbandingan Metode Triple Exponential Smoothing dan ARFIMA pada Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*.
- [33] Zili, A.H., Hendri, D., & Kharis, S.A. (2022). Peramalan Harga Saham dengan Model Hybrid ARIMA-GARCH dan Metode Walk Forward. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*.

Sitti Hapsa, dkk (2026)



© **The Author(s) 2026.** This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. Editorial of Journal of Mathematics: Theory and Applications, Department of Mathematics, Universitas Sulawesi Barat, Jalan Prof. Dr. Baharuddin Lopa, S.H., Talumung, Majene 91412, Sulawesi Barat.