

Penerapan Model Arfima-Garch Menggunakan Variasi Estimasi Parameter Pembeda D Pada Data *Long Memory*

Isran K. Hasan⁽¹⁾, Muhammad Janur⁽²⁾, Nurwan⁽³⁾

¹Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan IPA, Universitas Negeri Gorontalo

Jl. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Kabupaten Bone Bolango, Gorontalo, Indonesia

e-mail: isran.hasan@ung.ac.id⁽¹⁾, muhhammadjanur514@gmail.com⁽²⁾, nurwan@ung.ac.id⁽³⁾

ABSTRAK

Emas menjadi salah satu aset keuangan bagi negara dan menjadi komponen cadangan moneter global untuk perdagangan dan perlindungan ketika menghadapi krisis keuangan secara tiba-tiba. Beberapa data ekonomi sering mengalami ketergantungan atau dependensi jangka panjang (*long memory*). Salah satu model yang mampu mengatasi masalah tersebut adalah model *Autotegressive Fractionally Integrated Moving Average* (ARFIMA). Ada beberapa metode yang digunakan untuk menentukan estimasi parameter pembeda d yaitu metode *Geweke and Porter Hudak* dan metode *Rescaled Range Statistics* (R/S). Pada beberapa tipe data runtun waktu terkadang mengalami pengelompokan volatilitas (*residual* tidak konstan). Metode yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah tersebut adalah metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memodelkan harga emas antam produksi PT. Aneka Tambang menggunakan metode ARFIMA-GARCH serta membandingkan metode estimasi parameter pembeda d terbaik dari model tersebut. Hasil penelitian ini menunjukkan model terbaik dilihat dari nilai AIC untuk $dgph = 0, 105$ adalah ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1) dan model terbaik untuk $dR/S = 0, 288$ adalah ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1). Tingkat akurasi peramalan didasarkan pada nilai MAPE. Nilai error validasi model ARFIMA-GARCH dengan $dgph = 0, 105$ adalah MAPE=3,474%, sedangkan model ARFIMA-GARCH dengan $dR/S = 0, 288$ adalah MAPE=3,444%.

Kata kunci: ARFIMA-GARCH; *long memory*; estimasi parameter pembeda d ; peramalan; emas

ABSTRACT

Gold is becoming one of the financial assets for countries and a component of global monetary reserves for trade and protection when facing a sudden financial crisis. Some economic data often experience long memory dependencies. One model that can overcome this problem is the Autotegressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) model. There are several methods used to determine the estimation of the difference parameter d , namely the Geweke Porter Hudak method and the Rescaled Range Statistics (R/S) method. Some types of time series data sometimes experience volatility clustering (residuals are not constant). The method that can be used to overcome this problem is the Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) method. The purpose of this study is to model the price of antam gold produced by PT Aneka Tambang using the ARFIMA-GARCH method and compare the best parameter estimation method of the model. The results of this study show that the best model seen from the AIC value for $dgph = 0, 105$ is ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1) and the best model for $dR/S = 0, 288$ is ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1). The level of forecasting accuracy is based on the MAPE value. The validation error value of the ARFIMA-GARCH model with $dgph = 0, 105$ is MAPE = 3.474%, while the ARFIMA-GARCH model with $dR/S = 0, 288$ is MAPE = 3.444%.

Keywords: ARFIMA-GARCH; *long memory*; estimation of discriminating parameter d ; forecasting; gold.

PENDAHULUAN

Emas antam salah satu aset yang banyak diminati untuk investasi karena banyak digunakan sebagai komponen cadangan global untuk perdagangan dan Ketika menghadapi krisis keuangan global suatu negara [1]. Meramalkan harga emas menjadi solusi penting bagi para investor, perusahaan pertambangan karena dapat digunakan untuk memeriksa fluktuasi yang nantinya dapat digunakan untuk membuat keputusan di masa mendatang [2]. Emas Antam adalah emas berupa batangan yang diproduksi oleh perusahaan milik negara yaitu PT. Aneka Tambang yang bergerak di bidang pertambangan yang salah satu hasil produksinya adalah logam mulia emas. Berdasarkan buku laporan tahunan PT. Aneka Tambang, pada tahun 2022 PT. Aneka Tambang mencatatkan capaian penjualan emas tertinggi sepanjang sejarah perusahaan yakni, 34,97 ton atau tumbuh sekitar 19% *year on year* dibandingkan dengan penjualan emas pada tahun 2021 sebesar 29,38 ton. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi peningkatan minat masyarakat dalam melakukan investasi emas Antam.

Long memory adalah proses stasioner dimana ada ketergantungan statistik jarak jauh antara nilai saat ini dan nilai seri diwaktu yang berbeda. Hal ini dapat dilihat melalui nilai autokorelasinya yang turun lambat dalam waktu yang lama sehingga membentuk pola data yang hiperbolik [3]. Metode Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) merupakan salah satu metode peramalan time series yang efektif dalam mengatasi masalah ketergantungan jangka panjang (*long memory*) pada data [4]. Penentuan estimasi parameter pembeda pada model ARFIMA banyak menggunakan metode *Geweke Porter Hudak* (GPH) dan metode *Rescaled Range Statistics* (R/S). Kelebihan dari metode ini adalah sifatnya yang fleksibel dalam menentukan parameter pembeda d meskipun nilai parameter p dan q belum diketahui [5].

Salah satu model yang dapat dikombinasikan dengan metode ARFIMA untuk menangani masalah heteroskedastisitas adalah metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) [6]. Bollerslev pertama kali menggunakan metode ini untuk Melakukan pemodelan inflasi uang di Amerika Serikat [7]

Terdapat beberapa penelitian yang serupa menggunakan metode ARFIMA-GARCH antara lain, penelitian yang dilakukan oleh Aliyu, dkk membandingkan model ARFIMA-GARCH dan ARFIMA-FIGARCH untuk memodelkan volatilitas nilai tukar naira per dollar [8]. Gajda, dkk, memodelkan penggunaan air menggunakan model ARFIMA-GARCH [6]. Dari penelitian-penelitian di atas didapatkan bahwa model ARFIMA-GARCH merupakan model terbaik untuk memodelkan data long memory karena menghasilkan nilai RMSE mendekati 0. Hanifa, dkk, mengaplikasikan metode ARFIMA-EGARCH untuk meramalkan harga beras, yang menghasilkan nilai MAPE sebesar 3,37% [9].

Berdasarkan informasi yang telah disampaikan di atas, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian menggunakan metode ARFIMA-GARCH dengan menggunakan estimasi pembeda d metode *Geweke and Porter Hudak* (GPH) dan estimasi pembeda d statistik *Hurst* melalui metode *Rescaled Range Statistics* (R/S) untuk meramalkan harga emas antam produksi PT.Aneka Tambang.

METODE

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif, data yang dipakai pada penelitian ini merupakan data sekunder berupa harga Emas Antam Produksi PT. Aneka Tambang dari 1 Januari

2022 hingga 31 Januari 2023. Data ini diperoleh dari website Katadata (katadata.co.id). Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *in-sample* yang digunakan untuk membentuk model, dan data *out-sample* yang digunakan untuk menguji validitas hasil peramalan. Pembagian data dilakukan dengan rentang 1 Januari 2022 hingga 31 Desember 2022 sebagai data in sample, dan sisa data merupakan out sample. *Software* pengolahan data pada penelitian ini *menggunakan software RStudio*[10].

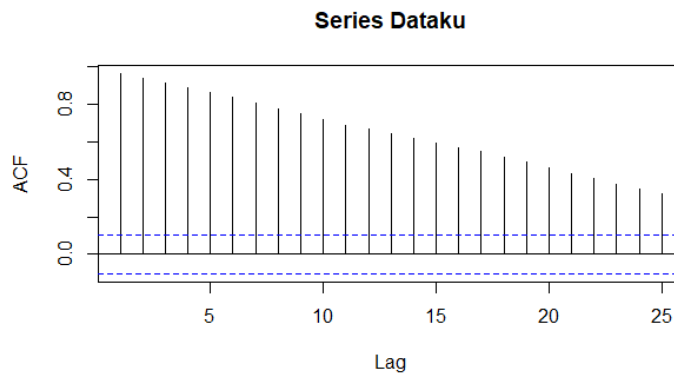
Langkah-langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mempersiapkan data penelitian;
2. Melakukan plot data runtun waktu;
3. Mengidentifikasi pola long memory melalui plot ACF atau menghitung nilai statistik *Hurst*;
4. Melakukan pengujian stasioner data menggunakan uji ADF untuk melihat kestasioneran data dalam *mean* dan uji *Box-cox* untuk melihat kestasioneran dalam varian;
5. Melakukan differencing ketika data tidak stasioner dalam mean dan transformasi data ketika tidak stasioner dalam varian;
6. Menentukan parameter pembeda d menggunakan metode *Rescaled Range Statistics* dan metode *Geweke and Porter-Hudak*;
7. Melakukan fractional differencing menggunakan nilai estimasi parameter pembeda d ;
8. Membuat plot ACF dan plot PACF untuk masing-masing estimasi parameter pembeda d ;
9. Penentuan model ARFIMA (p, d, q) serta mengestimasi parameter ϕ dan θ pada setiap model;
10. Melakukan pemilihan model yang signifikan berdasarkan nilai AIC terkecil untuk masing-masing estimasi parameter pembeda d ;
11. Melakukan uji kelayakan model menggunakan uji *L-Jung Box* untuk melihat apakah residual data bersifat white noise atau tidak;
12. Melakukan pengujian heteroskedastisitas dengan uji *Langrange Multiplier*;
13. Mengidentifikasi dan melakukan pemodelan metode GARCH;
14. Menggunakan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) terkecil untuk memilih model terbaik;
15. Melakukan peramalan menggunakan model terbaik metode ARFIMA (p, d, q) dan GARCH (p, q) serta evaluasi akurasi model dengan melihat nilai MAPE.

HASIL DAN DISKUSI

1. Identifikasi Pola Long Memory

Identifikasi long memory dilakukan untuk melihat apakah data memiliki ketergantungan atau persistensi jangka panjang. Berikut ini plot ACF data in sample harga emas produksi PT. Aneka Tambang.

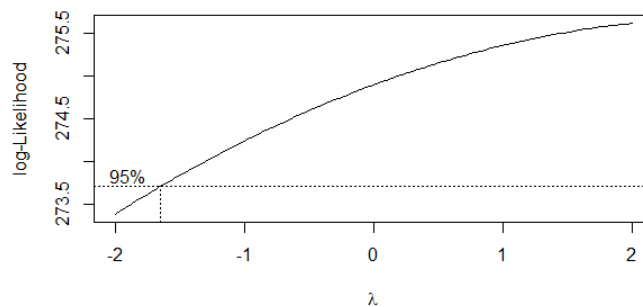


Gambar 1. Plot ACF data in sample harga emas Produksi PT.Aneka Tambang

Berdasarkan gambar 1, data in sample harga emas menunjukkan autokorelasi yang *lag*-nya turun lambat menuju angka 0 sehingga membentuk pola hiperbolik, sehingga menunjukkan adanya ketergantungan jangka panjang (long memory). Selanjutnya dilakukan perhitungan nilai hurst untuk melihat adanya indikasi long memory. Hasil perhitungan nilai statistik hurst untuk data in sample menggunakan *software R Studio* diperoleh nilai Hurst (H) dari data in sample adalah sebesar 0,788 yang berarti berada di rentang $0,5 < H < 1$, hal ini menunjukkan bahwa data memiliki ketergantungan jangka panjang.

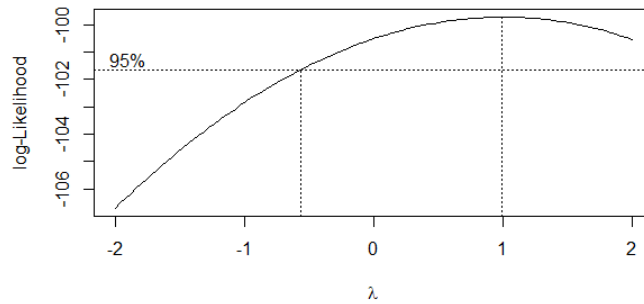
2. Uji Stasioneritas Data

Sebelum melakukan pemodelan, terlebih dahulu dilakuan uji stasioneritas data dalam varian. Berikut Plot *Box-Cox* data in sample uji stasioneritas dalam varian.



Gambar 2. Plot Box-Cox data in sample harga emas Produksi PT.Aneka Tambang

Berdasarkan gambar 2 , dapat dilihat bahwa data tidak stasioner karena nilai lamda (λ) \neq 1 dan perlu dilakukan transformasi. Berikut plot *Box- Cox* hasil transformasi.



Gambar 3. Plot Box-Cox hasil transformasi data in sample

Berdasarkan gambar 3, setelah dilakukan transformasi diperoleh nilai lamda (λ) = 1, maka dapat disimpulkan data sudah stasioner dalam varian. Analisis selanjutnya adalah melakukan uji kestasioneran dalam mean menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller*. Hasil uji *Augmented Dickey-Fuller* didapatkan nilai p-value uji *Augmented Dickey-Fuller* sebesar 0,5682 lebih besar dari taraf signifikansi $\alpha = (0,05)$, sehingga data belum stasioner dalam mean dan harus dilakukan differencing. Setelah dilakukan differencing didapatkan nilai p-value sebesar 0,01 lebih kecil dari taraf signifikansi $\alpha = (0,05)$, sehingga dapat disimpulkan data telah stasioner dalam *mean*.

3. Estimasi Parameter Pembeda d

Nilai estimasi parameter pembeda d pada model ARFIMA dapat dihitung dengan menggunakan metode *Geweke and Porter Hudak* (GPH) dan metode *Rescaled Range Statistics* (R/S). Hasil perhitungan nilai estimasi parameter pembeda d data in sample harga emas Antam Produksi PT.Aneka Tambang menggunakan *software R Studio* dapat dilihat pada tabel 1 berikut.

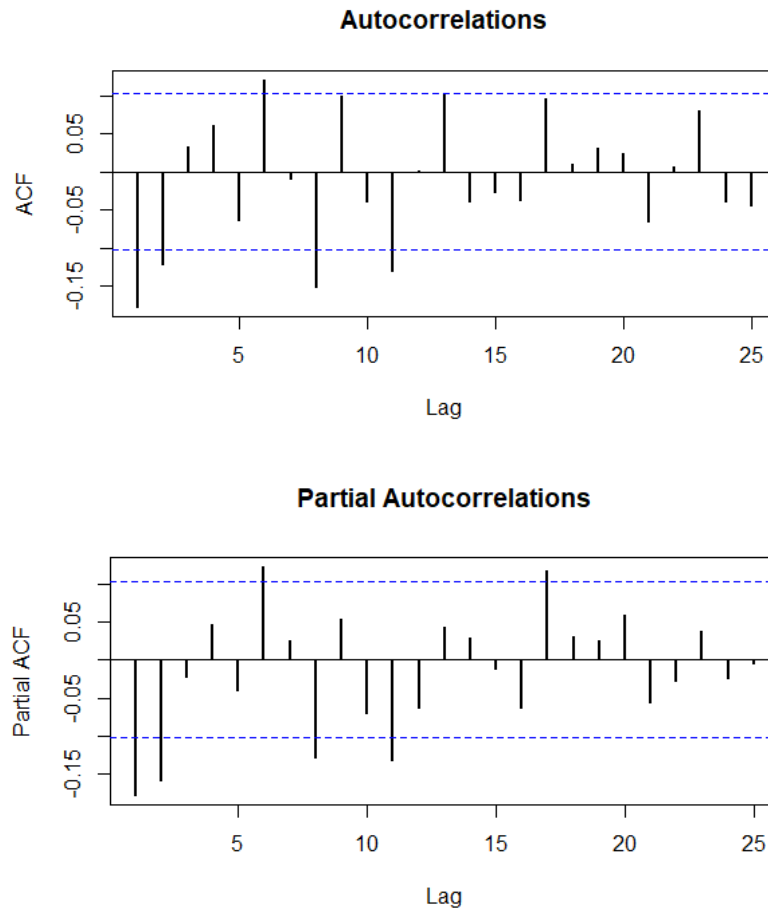
Tabel 1. Estimasi Parameter Pembeda d

	GPH	R/S
Nilai estimasi parameter pembeda d	0,105	0,288

Berdasarkan tabel 1, dapat dilihat bahwa nilai pembeda d berada pada interval $0 < d < 0,5$, yang berarti bahwa data memiliki korelasi positif jangka panjang antar pengamatan yang terpisah jauh.

4. Identifikasi Model ARFIMA(p,d,q) Berdasarkan Plot ACF dan PACF

Identifikasi model ARFIMA(p,d,q) ditentukan berdasarkan plot ACF dan PACF data setelah dilakukan differencing menggunakan masing-masing nilai parameter pembeda d. Penentuan model ARFIMA(p,d,q) dilihat dari lag yang keluar garis pada plot ACF dan PACF. Plot ACF dan PACF setelah didifferencing dengan $d_{gph} = 0,105$ dapat dilihat pada gambar berikut.



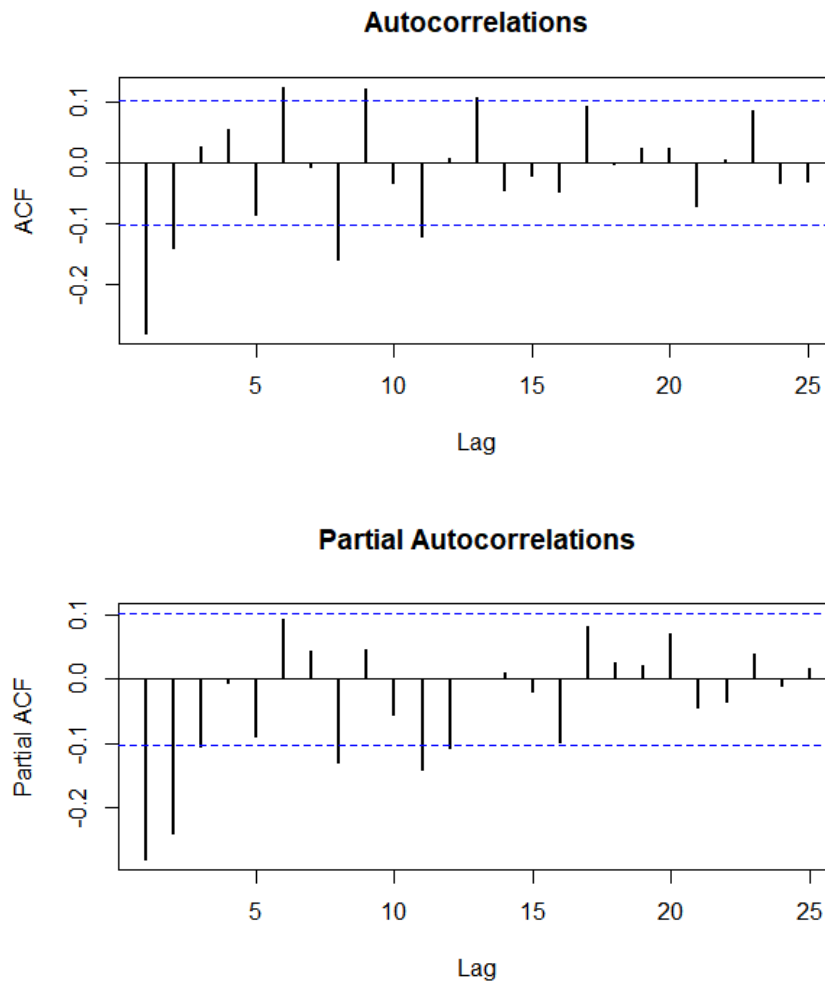
Gambar 4. Plot ACF dan PACF Differencing $d_{gph} = 0,105$

Berdasarkan Gambar 4, ada beberapa *lag* yang melewati batas sehingga dengan menggunakan prinsip *persimony* model yang mungkin terbentuk dapat dilihat pada tabel 2 berikut.

Tabel 2. Pembentukan Model ARFIMA(p,d,q) $d_{gph} = 0,105$

Model	MA(0)	MA(1)	MA(2)	MA(6)
AR(0)	-	ARFIMA(0,d,1)	ARFIMA(0,d,2)	ARFIMA(0,d,6)
AR(1)	ARFIMA(1,d,0)	ARFIMA(1,d,1)	ARFIMA(1,d,2)	ARFIMA(1,d,6)
AR(2)	ARFIMA(2,d,0)	ARFIMA(2,d,1)	ARFIMA(2,d,2)	ARFIMA(2,d,6)
AR(6)	ARFIMA(6,d,0)	ARFIMA(6,d,1)	ARFIMA(6,d,2)	ARFIMA(6,d,6)

Plot ACF dan PACF setelah dilakukan differencing dengan $d_{R/S} = 0,288$ dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 5. Plot ACF dan PACF Differencing $d_{R/S} = 0,288$

Berdasarkan Gambar 5, ada beberapa lag yang melewati batas sehingga dengan menggunakan prinsip *parsimony* model yang mungkin terbentuk dapat dilihat pada tabel 3 berikut.

Tabel 3. Pembentukan Model ARFIMA(p,d,q) $d_{R/S} = 0,288$

Model	MA(0)	MA(1)	MA(2)	MA(6)
AR(0)	-	ARFIMA(0,d,1)	ARFIMA(0,d,2)	ARFIMA(0,d,6)
AR(1)	ARFIMA(1,d,0)	ARFIMA(1,d,1)	ARFIMA(1,d,2)	ARFIMA(1,d,6)
AR(2)	ARFIMA(2,d,0)	ARFIMA(2,d,1)	ARFIMA(2,d,2)	ARFIMA(2,d,6)
AR(3)	ARFIMA(3,d,0)	ARFIMA(3,d,1)	ARFIMA(3,d,2)	ARFIMA(3,d,6)

5. Model Terbaik ARFIMA(p,d,q)

Hasil estimasi parameter dan nilai AIC model ARFIMA(p,d,q) $d_{gph} = 0,105$ dapat dilihat pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Pemilihan Model ARFIMA(p,d,q) $d_{gph} = 0,105$

No	Model	Parameter	Nilai AIC
1	ARFIMA(1,d,0)	Signifikan	25138,44
2	ARFIMA(2,d,0)	Signifikan	25315,45
3	ARFIMA(6,d,0)	Signifikan	25290,68
4	ARFIMA(1,d,1)	Signifikan	25127,82
5	ARFIMA(2,d,1)	Signifikan	25137,06
6	ARFIMA(6,d,1)	Signifikan	25387,36
7	ARFIMA(1,d,2)	Tidak Signifikan	15139,11
8	ARFIMA(2,d,2)	Signifikan	25305,79
9	ARFIMA(6,d,2)	Signifikan	25486,64
10	ARFIMA(1,d,6)	Signifikan	25143,03
11	ARFIMA(2,d,6)	Signifikan	25320,06
12	ARFIMA(6,d,6)	Tidak Signifikan	25602,24
13	ARFIMA(0,d,1)	Signifikan	25641,26
14	ARFIMA(0,d,2)	Signifikan	25692,09
15	ARFIMA(0,d,6)	Signifikan	25735,69

Berdasarkan Tabel 4, model ARFIMA(p,d,q) terbaik dengan menggunakan estimasi parameter pembeda $d_{gph} = 0,105$ terbaik adalah model ARFIMA(1,d,1) dengan nilai AIC 25127,82. Hasil estimasi parameter dan nilai AIC model ARFIMA(p,d,q) $d_{R/S} = 0,288$ dapat dilihat pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Pemilihan Model ARFIMA(p,d,q) $d_{R/S} = 0,288$

No	Model	Parameter	Nilai AIC
1	ARFIMA(1,d,0)	Signifikan	25159,31
2	ARFIMA(2,d,0)	Signifikan	25278,83
3	ARFIMA(3,d,0)	Signifikan	25310,98
4	ARFIMA(1,d,1)	Signifikan	25128,79
5	ARFIMA(2,d,1)	Signifikan	25161,34
6	ARFIMA(3,d,1)	Signifikan	25247,36
7	ARFIMA(1,d,2)	Tidak Signifikan	25161,32
8	ARFIMA(2,d,2)	Signifikan	25247,55
9	ARFIMA(3,d,2)	Signifikan	25303,77
10	ARFIMA(1,d,6)	Signifikan	25160,59
11	ARFIMA(2,d,6)	Signifikan	25278,77
12	ARFIMA(3,d,6)	Signifikan	25315,05
13	ARFIMA(0,d,1)	Signifikan	25398,36
14	ARFIMA(0,d,2)	Signifikan	25453,64
15	ARFIMA(0,d,3)	Signifikan	25485,02

Berdasarkan Tabel 5, model ARFIMA(p,d,q) terbaik dengan menggunakan estimasi parameter pembeda $d_{R/S} = 0,288$ terbaik adalah model ARFIMA(1,d,1) dengan nilai AIC 25128,79.

Tabel 6. Hasil Uji Diagnostik Model ARFIMA Terbaik

Estimasi Parameter d	Model	Uji White Noise
$d_{gph} = 0,105$	ARFIMA(1,d,1)	0,7386
$d_{R/S} = 0,288$	ARFIMA(1,d,1)	0,4806

Berdasarkan Tabel 6, hasil pengujian *white noise* menggunakan uji L-Jung Box diperoleh nilai $p\text{-value} > \alpha = (0,05)$, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model-model tersebut bersifat *white noise*, sehingga asumsi *white noise* terpenuhi dan model layak digunakan untuk peramalan.

Persamaan model ARFIMA(1,d,1) dengan $d_{gph} = 0,105$ adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d G_t = \theta_q(B)a_t \tag{1}$$

$$(1 - 0,975685B)(1 - B)^{0,105} G_t = (1 - 0,221644B)a_t \tag{2}$$

Persamaan model ARFIMA(1,d,1) dengan $d_{R/S} = 0,288$ adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d G_t = \theta_q(B)a_t \tag{3}$$

$$(1 - 0,953435B)(1 - B)^{0,288} G_t = (1 - 0,404556B)a_t \tag{4}$$

Sebelum dilanjutkan dengan model GARCH, residual dari model-model tersebut akan dilakukan uji heteroskedastisitas menggunakan uji Langrange Multiplier. Hasil Uji *Langrange Multiplier* dapat dilihat pada tabel 7 berikut.

Tabel 7. Hasil Uji Heteroskedastisitas Model ARFIMA(p,d,q) Terbaik

Estimasi Parameter d	Model	Uji LM
$d_{gph} = 0,105$	ARFIMA(1,d,1)	0,001042858
$d_{R/S} = 0,288$	ARFIMA(1,d,1)	0,003914108

Berdasarkan Tabel 7, hasil uji heteroskedastisitas dengan menggunakan uji *Langrange Multiplier* menunjukkan bahwa semua model menghasilkan nilai $p\text{-value} < \alpha(0,05)$, yang berarti semua model memiliki efek heteroskedastisitas pada residual, sehingga residual perlu dilanjutkan dengan model GARCH.

6. Identifikasi Model GARCH(p,q)

Hasil estimasi parameter dan nilai AIC model GARCH(p,q) $d_{gph} = 0,105$ dan $d_{R/S} = 0,288$ dapat dilihat pada tabel 8 berikut.

Tabel 8. Pemilihan Model GARCH(p,q) $d_{gph} = 0,105$ dan $d_{R/S} = 0,288$

No	Model	Konstanta	Parameter	Nilai AIC
1	GARCH(1,0)	$\omega = 70,32293$	Signifikan	7,2336
2	GARCH(1,1)	$\omega = 6,784841$	Signifikan	7,2257
3	GARCH(0,1)	$\omega = 0,20918$	Signifikan	7,2708

Berdasarkan Tabel 8, model GARCH(p, q) $d_{gph} = 0,105$ dan $d_{R/S} = 0,288$ terbaik adalah model GARCH(1, 1) dengan nilai yaitu 7,2257. Persamaan model GARCH(1,1) adalah sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 6,784841 + 0,066078\varepsilon_{t-1}^2 + 0,851871\sigma_{t-1}^2 \tag{5}$$

Pengujian efek heteroskedastisitas perlu dilakukan kembali untuk memastikan bahwa varian residual model telah konstan. Hasil uji heteroskedastisitas menggunakan uji Langrange Multiplier dapat dilihat pada tabel 9 berikut.

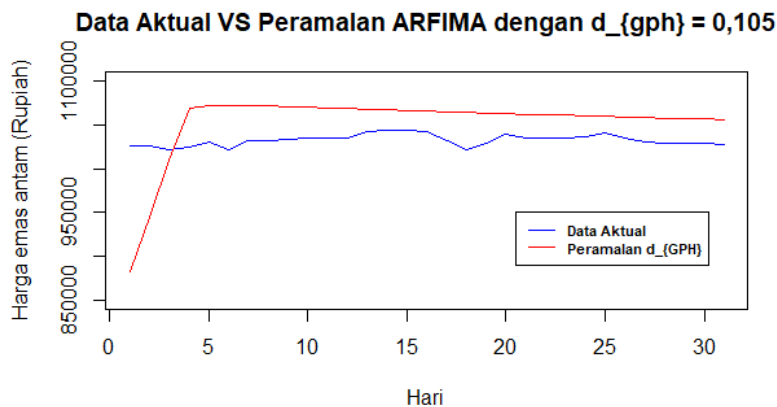
Tabel 9. Hasil Uji Heteroskedastisitas Model GARCH(1,1) Terbaik

Model	Uji LM
GARCH(1,1)	0,4581

Berdasarkan Tabel 9, hasil uji heteroskedastisitas dengan menggunakan uji Langrange Multiplier menunjukkan bahwa residual model menghasilkan nilai $p\text{-value} > \alpha(0,05)$, yang berarti setelah dimodelkan dengan model GARCH efek heteroskedastisitas menjadi hilang.

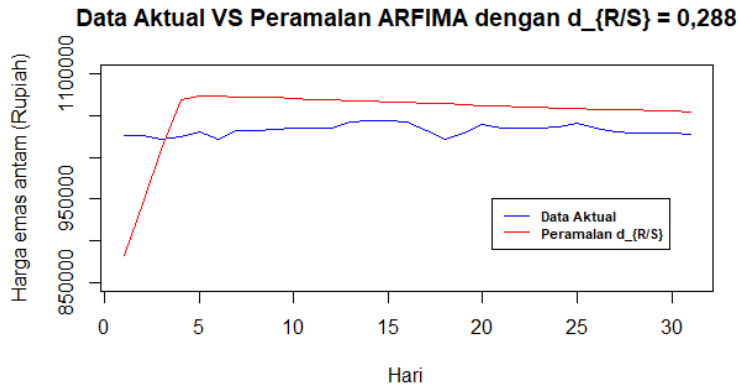
7. Peramalan

Peramalan dilakukan sebanyak 31 periode ke depan. Data yang dimodelkan sebelumnya telah dilakukan transformasi dalam bentuk kuadrat, maka setelah diperoleh hasil peramalan hasil dikembalikan ke bentuk asli dari data dengan cara melakukan akar pada data hasil peramalan. Plot data aktual dan data hasil peramalan model ARFIMA(1d,1)-GARCH(1,1) $d_{gph} = 0,105$ dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 6. Plot Data Aktual dan Data Peramalan ARFIMA-GARH $d_{gph} = 0,105$

Plot data aktual dan data hasil peramalan model ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1) $d_{R/S} = 0,288$ dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 7. Plot Data Aktual dan Data Peramalan ARFIMA-GARH $d_{R/S} = 0,288$

Hasil akurasi peramalan harga emas Antam Produksi PT.Aneka Tambang dapat dilihat pada tabel 10 berikut.

Tabel 10. Hasil Akurasi Peramalan Model ARFIMA-GARCH

No	Parameter d	Model	Nilai MAPE
1	$d_{gph} = 0,105$	ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1)	3,474223%
2	$d_{R/S} = 0,288$	ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1)	3,44475%

Berdasarkan Tabel 10, model terbaik untuk meramalkan harga emas Antam Produksi PT.Aneka Tambang adalah model ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1) $d_{R/S} = 0,288$, karena menghasilkan nilai MAPE sebesar 3,44475%.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk meramalkan harga emas Antam Produksi PT.Aneka Tambang adalah model ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1) $d_{R/S} = 0,288$ karena menghasilkan nilai MAPE sebesar 3,44475%.

Pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan estimasi parameter pembeda d lainnya seperti metode sperio serta apabila model GARCH memiliki efek asimetris disarankan menggunakan model TGACH dengan menghasilkan nilai peramalan yang lebih optimal.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini dibiayai oleh LPPM-UNG via PNBP-Universitas Negeri Gorontalo berdasarkan SK No. 495/UN47/HK.02/2023, dengan nomor kontrak B/673/UN47.DI/PT.01.03/2023.

DAFTAR PUSTAKA

[1] F. Capie, T. C. Mills, and G. Wood, "Gold As a Hedge Against the Dollar," *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, vol. 15, no. 4, pp. 343–352, Oct. 2005, doi: 10.1016/j.intfin.2004.07.002.

- [2] S. Ben Jabeur, S. Mefteh-Wali, and J. L. Viviani, “Forecasting Gold Price with the XGBoost Algorithm and SHAP Interaction Values,” *Ann Oper Res*, 2021, doi: 10.1007/s10479-021-04187-w.
- [3] H. J. Sadaei, R. Enayatifar, F. G. Guimarães, M. Mahmud, and Z. A. Alzamil, “Combining ARFIMA Models and Fuzzy Time Series for the Forecast of Long Memory Time Series,” *Neurocomputing*, vol. 175, pp. 782–296, 2016, doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.079.
- [4] P. Kartikasari, H. Yasin, and D. A. I. Maruddani, “Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) Model to Predict Covid-19 Pandemic Cases in Indonesia,” *MEDIA STATISTIKA*, vol. 14, no. 1, pp. 44–55, 2021, doi: 10.14710/medstat.14.1.44-55.
- [5] M. J. I. Akbar and I. Kharisudin, “Model ARFIMA untuk Analisis Data Kecepatan Angin di Bandara Internasional Ahmad Yani,” *Unnes Journal of Mathematics*, vol. 8, no. 2, pp. 89–101, 2019.
- [6] J. Gajda, G. Bartnicki, and K. Burnecki, “Modeling of Water Usage by Means of ARFIMA–GARCH Processes,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 512, pp. 1–29, 2018, doi: 10.1016/j.physa.2018.08.134.
- [7] T. Bollerslev, “Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity,” *J Econom*, vol. 31, no. 3, pp. 307–327, 1986.
- [8] M. A. Aliyu, H. G. Dikko, and U. A. Danbaba, “Statistical Modeling for Forecasting Volatility in Naira per Dollar Exchange Rate Using ARFIMA-GARCH and ARFIMA-FIGARCH Models,” *World Sci News*, vol. 176, pp. 27–42, 2023, [Online]. Available: www.worldscientificnews.com
- [9] R. D. Hanifa, M. Mustafid, and A. R. Hakim, “Pemodelan Autoregressive Integrated Moving Average dengan Efek Exponential GARCH (ARFIMA-EGARCH) untuk Prediksi Harga Beras di Kota Semarang,” *Jurnal Gaussian*, vol. 10, no. 2, pp. 279–292, 2021, doi: 10.14710/j.gauss.v10i2.29933.
- [10] G. Anuraga, A. Indrasetyaningih, and M. Athoillah, “Pelatihan Pengujian Hipotesis Statistika Dasar dengan Software R,” *BUDIMAS: Jurnal Pengabdian Masyarakat*, vol. 3, no. 2, 2021.