

**LAPORAN PENELITIAN DOSEN PEMULA  
DANA PNBP TAHUN ANGGARAN 2023**



**PENERAPAN MODEL ARFIMA-GARCH MENGGUNAKAN VARIASI  
ESTIMASI PARAMETER PEMBEDA D UNTUK MERAMALKAN  
HARGA EMAS**

**ISRAN K. HASAN, S.Pd., M. Si / 0019126805**

**NURWAN, M.Si / 0013048801**

**Pembimbing:**

**Dr. ISMAIL DJAKARIA, M.Si/ 0024026403**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS NEGERI GORONTALO**

**2023**

**HALAMAN PENGESAHAN  
PENELITIAN PENELITIAN DOSEN PEMULA**

kegiatan : PENERAPAN MODEL ARFIMA-GARCH MENGGUNAKAN VARIASI ESTIMASI PARAMETER PEMBEDA D UNTUK MERAMALKAN HARGA EMAS

**PENELITI**  
Nama Lengkap : Isran K. Hasan, S.Pd., M.Si  
NIDN : 0011129002  
Jabatan Fungsional : Tenaga Pengajar  
Bidang Studi : Statistika  
Nomor HP : 085398740008  
Email : isran.hasan@ung.ac.id

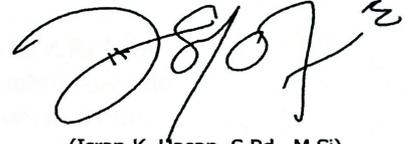
**PIKETA PENELITI (1)**  
Nama Lengkap : Nurwan, S.Pd., M.Si  
NIDN : 0010058106  
Jabatan : UNIVERSITAS NEGERI GORONTALO

Durasi Penelitian : 1 tahun  
Masa Penelitian : 1  
Masa Penelitian : -  
Masa Penelitian : -  
Masa Penelitian Berjalan : -  
    - Diusulkan Ke Lembaga : -  
    - Dana Internal PT : -  
    - Dana Institusi Lain : -

Disetujui oleh  
Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam

  
(Astin Lukum, M.Si)  
NIP/NIK. 196303271988032002

Gorontalo, 23 Desember 2023  
Ketua Peneliti,

  
(Isran K. Hasan, S.Pd., M.Si)  
NIP/NIK. 199012112019031009

Menyetujui,  
Ketua Lembaga Penelitian



  
(Prof. Karo Ningrayati Amali, S.Kom., M.Kom., Ph.D)  
NIP/NIK. 197201021998022001

## IDENTITAS PENELITIAN

1. Judul usulan : Penerapan Model Arfima-Garch Menggunakan Variasi Estimasi Parameter Pembeda D untuk Meramalkan Harga Emas
2. Ketua Peneliti
  - a) Nama Lengkap : Isran K. Hasan, S.Pd., M.Si.
  - b) Bidang Keahlian : Statistika (Analisis Runtun Waktu)
  - c) Jabatan Struktural : -
  - d) Jabatan Fungsional : Asisten Ahli
  - e) Unit Kerja : Fakultas Matematika dan IPA UNG
  - f) Alamat : Program Studi Statistika Gedung FMIPA Lantai 3, Jl. Prof. Dr.Ing. B.J. Habibie Kecamatan Kabila
  - g) Telpon/Faks : -/-
  - h) E-mail : isran.hasan@ung.ac.id

### 3. Tim Peneliti

| No. | Nama dan Gelar Akademik     | Bidang Keahlian | Instansi  | Alokasi Waktu (Jam/minggu) |
|-----|-----------------------------|-----------------|-----------|----------------------------|
| 1.  | Isran K. Hasan, S.Pd., M.Si | Matematika      | FMIPA UNG | 5                          |
| 2.  | Nurwan, M.Si                | Matematika      | FMIPA UNG | 5                          |

4. Objek Penelitian
5. Penelitian ini merupakan penelitian ini bertujuan mengetahui model ARFIMA-GARCH untuk meramalkan harga emas antam dan mengetahui metode estimasi parameter pembeda d terbaik untuk meramalkan harga emas antam.
6. Masa Pelaksanaan Penelitian
  - Mulai : Maret 2023
  - Berakhir : Desember 2023
7. Anggaran yang diusulkan : Rp. 5.000.000,-
8. Lokasi Penelitian : Gorontalo
9. Hasil yang ditargetkan :  
Hasil yang diperoleh adalah Hasil peramalan harga emas dengan metode ARFIMA-GARCH serta menggunakan estimasi pembeda (d) metode Geweke and Porter Hudak (GPH) dan estimasi pembeda (d) statistik Hurst melalui metode Rescaled Range Statistics (R/S) yang menggunakan dua estimasi parameter pembeda d pada model ARFIMA.
10. Bidang Unggulan UNG: Sains, Teknologi dan Kesehatan serta Pangan dan Pertanian
11. Topik Riset Unggulan : Teknologi dan Konten untuk Data Informasi

## DAFTAR ISI

|   |     |
|---|-----|
| HALAMAN PENGESAHAN.....   | i   |
| IDENTITAS PENELITIAN.....   | ii  |
| DAFTAR ISI.....   | iii |
| RINGKASAN .....   | v   |
| BAB 1 PENDAHULUAN .....   | 1   |
| 1.1 Latar Belakang .....  | 1   |
| 1.2 Rumusan Masalah .....   | 3   |
| 1.3 Tujuan Penelitian.....  | 3   |
| 1.4 Urgensi Penelitian .....  | 3   |
| BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA .....  | 4   |
| 2.1 Analisis Runtun Waktu .....   | 4   |
| 2.2 Model <i>Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average</i> .....      | 4   |
| 2.3 Estimasi Penafsiran Parameter Pembeda ( <i>d</i> ).....                       | 5   |
| 2.3.1. Metode Geweke and Porter Hudak (GPH).....                                  | 5   |
| 2.3.2. Metode Rescaled Range Statistics (R/S).....                                | 6   |
| 2.4 Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) ..... | 6   |
| 2.5 Model ARFIMA-GARCH.....   | 8   |
| 2.6 Akurasi Model Peramalan .....   | 8   |
| 2.7 <i>Roadmap</i> Penelitian.....  | 8   |
| BAB 3 TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN .....   | 9   |
| 3.1 Tujuan Penelitian.....  | 9   |
| 3.2 Manfaat Penelitian.....   | 9   |
| BAB 4 METODE PENELITIAN.....  | 10  |
| 4.1 Waktu dan Tempat Penelitian .....   | 10  |
| 4.2 Peralatan dan <i>Software</i> .....   | 10  |
| 4.3 Diagram Alir Penelitian.....  | 10  |
| 4.4 Indikator Capaian dan Uraian Tugas Peneliti.....                              | 12  |
| BAB 5 HASIL DAN PEMBAHASAN.....   | 13  |
| 5.1 Identifikasi Pola Long Memory .....   | 13  |
| 5.2 Uji Stasioneritas Data.....   | 13  |

|   |    |
|---|----|
| 5.3 Estimasi Parameter Pembeda d .....                                      | 13 |
| 5.4 Identifikasi Model ARFIMA(p,d,q) Berdasarkan Plot ACF dan PACF ....     | 13 |
| 5.5 Model Terbaik ARFIMA(p,d,q).....  | 14 |
| 5.6 Identifikasi Model GARCH(p,q).....                                      | 17 |
| 5.7 Peramalan .....   | 17 |
| BAB 6 KESIMPULAN DAN SARAN .....  | 19 |
| 5.1 Kesimpulan.....   | 19 |
| 5.2 Saran.....  | 19 |
| DAFTAR PUSTAKA .....  | 16 |
| LAMPIRAN 1. SYNTAX PROGRAM MENGGUNAKAN SOFTWARE R<br>MODEL ARIMA-GARCH..... | 21 |
| LAMPIRAN 2 LUARAN WAJIB.....  | 28 |
| LAMPIRAN 3 LUARAN TAMBAHAN.....   | 29 |
| LAMPIRAN 4. BIODATA KETUA DAN ANGGOTA.....                                  | 30 |

## RINGKASAN

Salah satu cara ilmiah yang dapat digunakan untuk memprediksi atau meramalkan harga emas adalah dengan melakukan pemodelan melalui analisis runtun waktu (*time series analysis*). Peramalan menjadi solusi penting yang banyak digunakan di banyak bidang antara lain, ekonomi, industri, ilmu lingkungan, bisnis, pemerintahan, kedokteran, ilmu sosial, politik, keuangan (Montgomery dkk, 2015).

Peneliti tertarik untuk melakukan penelitian menggunakan metode ARFIMA-GARCH serta menggunakan estimasi pembeda(d) metode Geweke and Porter Hudak(GPH) dan estimasi pembeda(d) statistic Hurst melalui metode Rescaled Range Statistics(R/S) untuk meramalkan harga emas antam seperti yang dijelaskan pada penelitian Akbar dan Kharisudin (2020) yang menggunakan dua estimasi parameter pembeda d pada model ARFIMA.

**Kata Kunci:** ARFIMA, GARCH, Hurst, Geweke, Peramalan

## BAB 1 PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Berdasarkan data yang di peroleh dari website harga emas dunia, rata-rata kenaikan harga emas dalam 10 tahun terakhir sebesar 11,29%, sedangkan rata-rata kenaikan inflasi indonesia dalam 10 tahun terakhir yang hanya berada pada angka 4,05%. Hal ini yang menjadi salah satu penyebab banyaknya investor yang melakukan investasi emas karena kenaikan harga emas lebih tinggin dari kenaikan inflasi di Indonesia. Emas antam salah satu emas yang banyak diminati untuk investasi. 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.

Salah satu cara ilmiah yang dapat digunakan untuk memprediksi atau meramalkan harga emas adalah dengan melakukan pemodelan melalui analisis runtun waktu (*time series analysis*). Peramalan menjadi solusi penting yang banyak digunakan di banyak bidang antara lain, ekonomi, industri, ilmu lingkungan, bisnis, pemerintahan, kedokteran, ilmu sosial, politik, keuangan (Montgomery dkk, 2015). Metode peramalan merupakan sebuah algoritma yang memberikan titik nilai tinggal yang merupakan prediksi nilai pada periode waktu mendatang (Hyndman dkk, 2008). Peramalan sangat penting karena memprediksi kejadian di masa mendatang dapat menjadi masukan yang baik dalam pengambilan keputusan di masa mendatang.

Data runtun waktu (*time series*) merupakan data yang sering di pakai dalam peramalan. Data runtun waktu adalah urutan observasi yang berorientasi pada waktu atau kronologi pada variabel yang diamati pada periode waktu dan jarak yang sama (Montgomery dkk, 2015). Ada banyak metode dalam statistik yang dapat membangun model peramalan, mulai dari metode statistik parametrik dan nonparametrik seperti regresi hingga metode berbasis runtun waktu seperti metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Namun terdapat keterbatasan dalam pembentukan model paramalan melalui pendekatan regresi dan ARIMA, yang tidak mampu membangun model dalam akurasi tinggi pada data

yang berfluktuasi ekstrim, acak dan memiliki ketergantungan atau dependensi jangka panjang (*long memory*) (Kartikasari dkk, 2021).

Salah satu metode peramalan *time series* yang mampu mengatasi masalah pada data dengan ketergantungan jangka panjang (*long memory*) adalah metode *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (ARFIMA) (Kartikasari dkk, 2021). Kelebihan dari Metode ARFIMA adalah mampu memodelkan persistensi jangka panjang, cukup fleksibel untuk menjelaskan struktur korelasi jangka pendek dan korelasi jangka panjang karena dapat melakukan *differencing* atau perbedaan terhadap nilai estimasi parameter pembeda  $d$  berupa bilangan desimal (Hosking, 1981).

Salah satu model yang dapat dikombinasikan dengan metode ARFIMA untuk mengatasi masalah tersebut adalah metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) (Gajda dkk, 2018). Bollerslev (1986) pertama kali menggunakan model GARCH saat melakukan pemodelan inflasi uang di Amerika Serikat. Model GARCH merupakan pengembangan dari model ARCH dengan menambahkan komponen residual periode lalu dalam ragam (Bollerslev, 1986).

Terdapat beberapa penelitian yang serupa menggunakan metode ARFIMA-GARCH. Penelitian-penelitian tersebut antara lain, Aliyu dkk (2023) membandingkan model ARFIMA-GARCH dan ARFIMA-FIGARCH untuk memodelkan volatilitas nilai tukar naira per dollar. Gajda dkk (2018), memodelkan penggunaan air menggunakan model ARFIMA-GARCH. 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 (2021) mengaplikasikan metode ARFIMA-EGARCH untuk meramalkan harga beras, yang menghasilkan nilai MAPE sebesar 3,37%.

Dari uraian di atas, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian menggunakan metode ARFIMA-GARCH serta 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 seperti yang dijelaskan pada penelitian Akbar dan Kharisudin (2020) yang menggunakan dua estimasi parameter pembeda  $d$  pada model ARFIMA.

## 1.2 Rumusan Masalah

Dari uraian latar belakang di atas, yang menjadi rumusan masalah dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana model ARFIMA-GARCH untuk meramalkan harga emas antam?
2. Manakah metode estimasi parameter pembeda  $d$  terbaik untuk meramalkan harga emas antam?
3. Bagaimana hasil peramalan harga emas antam dengan menggunakan model terbaik?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Dari rumusan masalah di atas, yang menjadi tujuan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Dapat mengetahui model ARFIMA-GARCH untuk meramalkan harga emas antam.
2. Dapat mengetahui metode estimasi parameter pembeda  $d$  terbaik untuk meramalkan harga emas antam.
3. Dapat mengetahui hasil peramalan harga emas antam dengan menggunakan model terbaik.

## 1.4 Urgensi Penelitian

Sangat penting untuk melakukan riset terkait masalah yang telah disebutkan karena beberapa hal, diantaranya:

- 1.4.1 Dalam penelitian ini akan dibahas sebuah metode peramalan pada data *long memory* menggunakan ARFIMA-GARCH dengan variasi estimasi parameter pembeda  $d$  yang sifatnya fleksibel untuk melakukan peramalan tidak hanya pada kasus harga emas tetapi dapat di perluas pada kasus-kasus penting lainnya.
- 1.4.2 Hasil penelitian ini bisa dijadikan sebagai bahan masukan serta bahan acuan dalam melakukan investasi emas sehingga dapat mengurangi resiko kerugian terhadap para investor emas.

## BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Analisis Runtun Waktu

Untuk meramalkan permintaan di masa mendatang dalam analisis runtun waktu selalu menggunakan data masa lalu. Model runtun waktu diasumsikan dengan tiap titik data yang akan diamati terdiri dari beberapa komponen acak dan beberapa komponen sistematis (Hanifa dkk, 2021). Runtun waktu adalah serangkaian observasi yang diukur sepanjang waktu tertentu secara beruntun. Pengukuran ini dapat dilakukan terus-menerus sepanjang waktu atau dilakukan pada titik waktu tertentu. Tujuan utama analisis runtun waktu adalah (Chatfield, 2000):

1. *Description*. Analisis runtun waktu dapat digunakan untuk mendeskripsikan ringkasan statistik dan menggambarkan data dalam bentuk grafis.
2. *Modelling*. Analisis runtun waktu dapat digunakan untuk menemukan model statistik yang cocok untuk menggambarkan proses pembuatan data.
3. *Forecasting*. Analisis runtun waktu dapat digunakan untuk meramalkan atau memperkirakan nilai masa depan dari suatu kumpulan data.
4. *Control*. Analisis runtun waktu melalui hasil peramalan yang baik memungkinkan seorang analis mengambil tindakan atau keputusan untuk mengontrol proses tertentu.

### 2.2 Model *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average*

Model ARFIMA pertama kali di perkenalkan oleh Granger dan Joyeux (1980) dan merupakan pengembangan dari model ARIMA. Berbeda dengan model ARIMA, Model ARFIMA sangat cocok digunakan untuk memodelkan data jangka panjang karena modelnya yang fleksibel (Hosking, 1981). Model ARFIMA dengan urutan  $p, d, q$ , yang dinotasikan sebagai ARFIMA  $(p, d, q)$ , dimana  $p$  dan  $q$  adalah bilangan bulat bukan negatif dan  $0 < d < 0,5$  merupakan runtun waktu stasioner. Model ARFIMA untuk runtun waktu  $G_t$  didefinisikan sebagai (Wei, 2006):

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

dengan:

$\theta_q(B)$  : polinomial *moving average* ke- $q$

$\phi_p(B)$  : polinomial *autoregressive* ke- $p$

$a_t$  : nilai residual waktu ke- $t$

$d$  : parameter pembeda (bilangan pecahan)

$(B)$  : operator *backshift*

$(1 - B)^d G_t$  : operator pembeda pecahan

$(1 - B)^d G_t$  merupakan operator diferensi fraksional dari ekspansi binomial yang dituliskan sebagai berikut (Chatfield dan Xing, 2019):

$$(1 - B)^d G_t = \left[ 1 - dB - \frac{d(1-d)}{2!} B^2 - \frac{d(1-d)(2-d)}{3!} B^3 + \dots \right] G_t$$

Ciri-ciri utama dari ARFIMA ( $p, d, q$ ) yaitu (Hosking, 1981):

1. Ketika nilai  $d \geq 0.5$ , maka proses ARFIMA dikatakan tidak stasioner.
2. Ketika nilai  $0 < d < 0.5$ , maka proses ARFIMA dikatakan stasioner dengan fungsi autokorelasi positif yang turun secara lambat menuju 0.
3. Ketika nilai  $-0.5 < d < 0$ , maka proses ARFIMA dikatakan stasioner dengan fungsi autokorelasi negatif yang turun secara lambat.
4. Ketika nilai  $d = 0$ , maka proses ARFIMA menunjukkan fungsi autokorelasi yang turun secara eksponensial menjadi proses ARMA.

Keunggulan dari model ARFIMA ( $p, d, q$ ) yaitu (Hosking, 1981):

1. Mampu memodelkan persistensi jangka panjang secara eksplisif.
2. Cukup fleksibel untuk menjelaskan hubungan jangka pendek dan jangka panjang pada data.
3. Memungkinkan rangkaian sintetik mudah dibuat dari model.

## 2.3 Estimasi Penafsiran Parameter Pembeda ( $d$ )

### 2.3.1. Metode Geweke and Porter Hudak (GPH)

Salah satu metode yang dapat dipakai untuk melakukan estimasi penafsiran pembeda ( $d$ ) adalah metode *Geweke and Porter Hudak* (GPH). Kelebihan dari GPH adalah sifatnya yang fleksibel dalam mengestimasi parameter dimana estimasi pembeda ( $d$ ) dapat dilakukan meskipun nilai  $p$  dan  $q$  belum diketahui. Langkah-langkah menghitung parameter pembeda ( $d$ ) dengan metode GPH adalah sebagai berikut (Akbar dan Kharisudin, 2020):

1. Menentukan nilai frekuensi harmonik  $\omega_t$  untuk setiap obeservasi

$$\omega_t = \left( 2\pi \cdot \frac{t}{M} \right)$$

dengan :  $t = 1, 2, 3, \dots, p$

2. Menentukan nilai periodogram dengan metode GPH

$$I_Z(\omega_t) = \frac{1}{2\pi} \left\{ \gamma_0 + 2 \sum_{t=1}^{M-1} \gamma_t \cos(k \cdot \omega_t) \right\}$$

3. Nilai dari logaritma natural periodogram dijadikan sebagai variabel respon  $Y_t$  untuk regresi spectral.

$$Y_t = \ln(I_Z(\omega_t))$$

4. Menghitung nilai variabel prediktor

$$X_t = \ln \left( \frac{1}{4 \sin^2(\omega_t/2)} \right)$$

5. Dengan persamaan regresi linear  $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + a_t$  nilai estimasi parameter  $d$  ditentukan dengan metode *least square* seperti persamaan berikut:

$$\hat{\beta}_1 = \hat{d} = \frac{\sum_{t=1}^P (X_t - \bar{X})(Y_t - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^P (X_t - \bar{X})^2}$$

### 2.3.2. Metode Rescaled Range Statistics (R/S)

Selain menggunakan metode GPH estimasi parameter  $d$  dapat ditentukan dengan statistik Hurst metode Rescaled Range Statistics (R/S). Setelah mendapatkan nilai Hurst, maka estimasi nilai  $d$  menggunakan metode R/S dapat diperoleh menggunakan persamaan sebagai berikut (Akbr dan Kharisudin, 2020):

$$d_{R/S} = Hurst(H) - 0.5$$

## 2.4 Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

Model GARCH pertama kali di perkenalkan oleh Bollerslev (1986) yang merupakan pengembangan dari metode *Autoregressive Conditional Heterokedasticity* (ARCH) oleh Engle (1980). Model GARCH dipakai sebagai solusi mengatasi varian yang tidak konstan pada model runtun waktu (*heterokedasticity*). Berbeda dengan ARCH yang mengasumsikan bahwa varian dalam model hanya dipengaruhi oleh nilai residual variabel di masa lalu, model GARCH mengasumsikan bahwa model tidak saja dipengaruhi oleh nilai residual variabel di masa lalu tetapi juga dipengaruhi oleh nilai lag varian kondisional itu sendiri. Hal tersebut yang menyebabkan model GARCH mampu memperkirakan

distribusi bebas serta menggunakan parameter yang lebih sedikit untuk mengurangi tingkat *error* dalam perhitungannya sehingga menghasilkan nilai variansi yang selalu positif. Model GARCH dengan urutan  $p$  dan  $q$  yang dinotasikan sebagai GARCH ( $p, q$ ) ditulis sebagai berikut (Francq dan Zakoian, 2010):

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha(B)\varepsilon_t^2 + \beta(B)\sigma_t^2$$

dengan:

$\sigma_t^2$  : Variansi dari residual pada waktu ke- $t$

$\omega$  : komponen konstanta

$(B)$  : standar operator *backshift*

$\alpha$  dan  $\beta$  : derajat polinomial  $q$  dan  $p$

Suatu proses runtun waktu di katakan heteroskedastisitas ketika variansi bersyarat  $var(G_t|G_{t-1}, G_{t-2}, \dots)$  tidak sama dari waktu ke waktu. Selain dilihat dari nilai ACF dan PACF dari residual kuadrat yang dihasilkan oleh model ARFIMA, salah satu uji statistik yang dapat diterapkan untuk mengetahui adanya efek heteroskedastisitas pada residual model adalah uji Lagrange Multiplier (LM) dengan meregresikan kuadrat dari sisian/residual model (Hanifa dkk, 2021).

Hipotesis yang digunakan dalam uji LM yaitu:

$H_0$  :  $\alpha_1 = \dots = \alpha_k = 0$  (Model tidak memiliki efek heteroskedastisitas)

$H_1$  : minimal ada 1 dengan  $\alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, k$  (Model memiliki efek heteroskedastisitas)

Persamaan uji Langrange Multiplier sebagai berikut:

$$LM = T \frac{\sum_{i=1}^n ((\hat{X}_i - \bar{X})^2)}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sim X^2_{(\alpha/2, k)}$$

dengan:

$LM$  : *lagrange multiplier*

$T$  : jumlah kuadrat residual dalam regresi

Kriteria pengujian berdasarkan uji LM adalah tolak  $H_0$  jika nilai probabilitas  $LM > \sim X^2_{(\alpha/2, k)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$  yang berarti model memiliki efek heteroskedastisitas pada residual.

## 2.5 Model ARFIMA-GARCH

Kombinasi model ARFIMA dengan proses GARCH akan menghasilkan model ARFIMA  $(p, d, q)$ -GARCH  $(p, q)$  yang kuat sehingga dapat memperhitungkan memori jangka panjang dan jangka pendek (Gajda dkk, 2018). Proses ARFIMA  $(p, d, q)$ -GARCH  $(p, q)$  didefinisikan memiliki asumsi bahwa efek heteroskedastisitas bergantung pada variansi residual pada waktu ke- $t$  ( $\sigma_t^2$ ), mengikuti model GARCH  $(p, q)$ . Persamaan model ARFIMA  $(p, d, q)$ -GARCH  $(p, q)$  yaitu (Aliyu dkk, 2023):

$$\begin{aligned}\phi_p(B)(1 - B)^d G_t &= \theta_q(B)a_t \\ \sigma_t^2 &= \omega + \alpha(B)\varepsilon_t^2 + \beta(B)\sigma_t^2,\end{aligned}$$

## 2.6 Akurasi Model Peramalan

Akurasi model peramalan dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai MAPE dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut (Hanifa dkk, 2021):

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \left| \frac{G_t - \hat{G}_t}{G_t} \right| \times 100\%$$

dengan:

$m$  : banyak data

$G_t$  : data actual

$\hat{G}_t$  : data ramalan

## 2.7 Roadmap Penelitian

Roadmap penelitian dapat diamati pada Gambar 4 berikut:

**Gambar 4.** Roadmap Penelitian



## **BAB 3 TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN**

### **3.1 Tujuan Penelitian**

1. Dapat mengetahui model ARFIMA-GARCH untuk meramalkan harga emas antam.
2. Dapat mengetahui metode estimasi parameter pembeda  $d$  terbaik untuk meramalkan harga emas antam berdasarkan nilai (MAPE) Mean Absolute Percentage Error..

### **3.2 Manfaat Penelitian**

1. Manfaat Teoritis  
Melalui penelitian ini diharapkan dapat menjadi wadah untuk menambah wawasan mengenai metode ARFIMA-GARCH terutama tentang estimasi parameter pembeda  $d$  yang dapat digunakan pada model ARFIMA-GARCH.
2. Manfaat Praktis  
Melalui penelitian ini diharapkan dapat menjadi pertimbangan peramalan yang selanjutnya digunakan untuk membuat Keputusan terkait investasi emas oleh investor.

## **BAB 4 METODE PENELITIAN**

### **4.1 Waktu dan Tempat Penelitian**

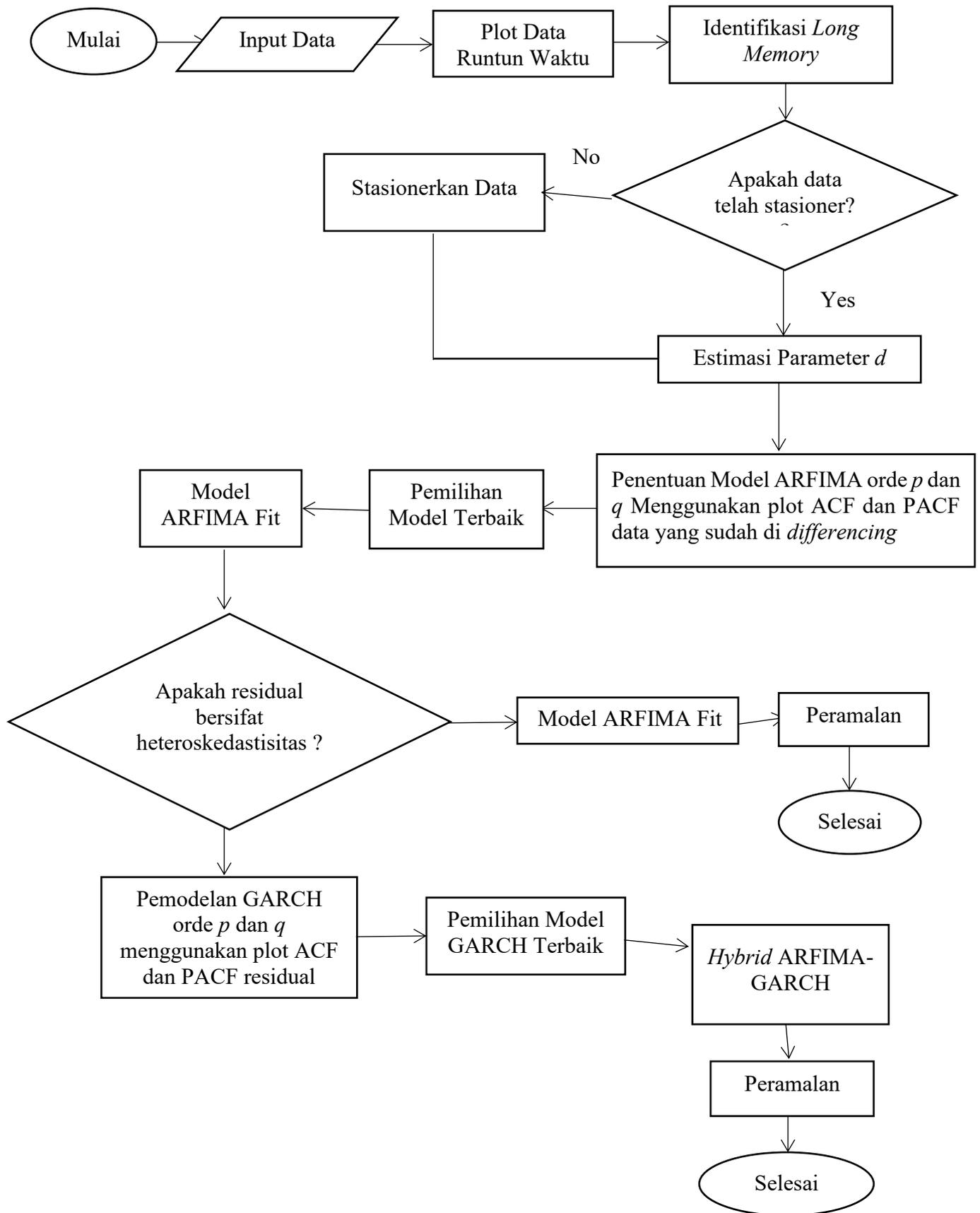
Penelitian ini dilaksanakan selama 9 bulan, mulai dari bulan Maret 2023 s.d Desember 2023 bertempat di Laboratorium Statistika Fakultas MIPA Universitas Negeri Gorontalo.

### **4.2 Peralatan dan *Software***

Peralatan yang digunakan adalah Perangkat Komputer berspesifikasi: *Processor Intel Core i3, Memory 4Gb* dengan *VGA Nvidia GForce*. Perangkat ini menggunakan *Windows 10 Enterprise* sebagai OS yang terinstall *software R* dan *Rstudio*

### **4.3 Diagram Alir Penelitian**

Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Diagram Alir berikut:



#### 4.4 Indikator Capaian dan Uraian Tugas Peneliti

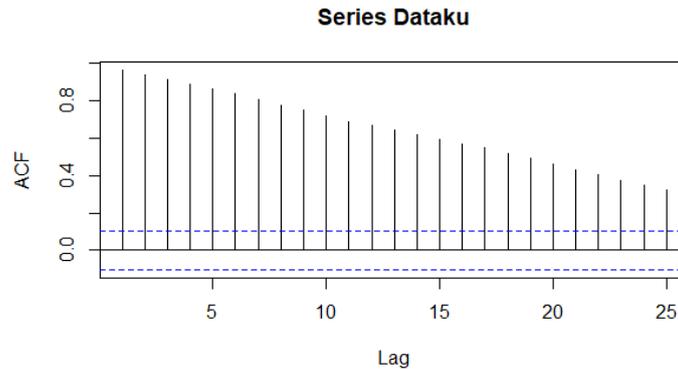
**Tabel 1.** Indikator Keberhasilan dari penelitian

| No | Tahapan Penelitian                    | Indikator Capaian   | Pembagian Tugas Peneliti  |
|----|---------------------------------------|---|---------------------------|
| 1  | Studi Literatur dan Pengumpulan data. | Tahapan ini berhasil jika: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Mengetahui atau menguasai semua teori dan langkah-langkah ARFIMA-GARCH</li> <li>• Mencari sumber data</li> </ul>                      | Isran K. Hasan            |
| 2  | Melakukan analisis model ARFIMA.      | Tahapan Ini Berhasil Jika: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Pemograman Sukses Dengan Tidak Ada Syntax Yang Mengalami Error.</li> <li>• Mendapatkan Hasil Peramalan Dengan ARFIMA</li> </ul>       | Nurwan                    |
| 3  | Melakukan analisis Model ARFIMA-GARCH | Tahapan ini berhasil jika: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Pemograman sukses dengan tidak ada syntax yang mengalami Error.</li> <li>• Mendapatkan hasil Peramalan dengan ARFIMA GARCH</li> </ul> | Isran K. Hasan            |
| 4  | Melakukan Peramalan                   | Tahapan ini berhasil jika dapat ditentukan nilai peramalan terbaik.   | Nurwan dan Isran K. Hasan |
| 5  | Interpretasi hasil indeks Peramalan   | Tahapan ini berhasil jika: Memberikan interpretasi terhadap hasil peramalan.  | Nurwan dan Isran K. Hasan |

## BAB 5 HASIL DAN PEMBAHASAN

### 5.1 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 diatas, data in sample harga emas menunjukkan autokorelasi yang lag-nya turun lambat menuju angka 0 sehingga membentuk pola hiperbolik, sehingga menunjukan 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 RStudio 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.

### 5.2 Uji Stasioneritas Data

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.

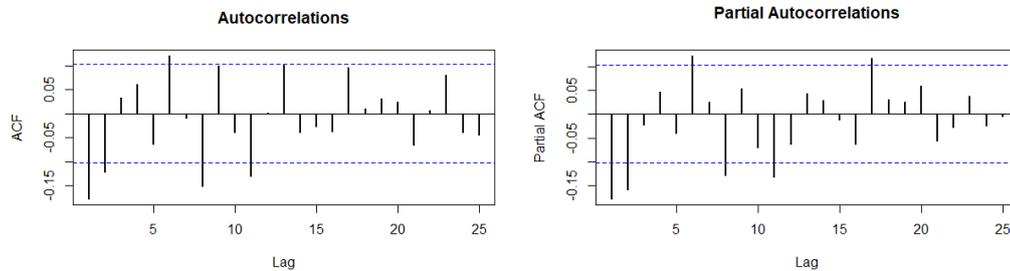
### 5.3 Estimasi Parameter Pembeda d

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 RStudio dapat dilihat pada tabel berikut.

### 5.4 Identifikasi Model ARFIMA(p,d,q) Berdasarkan Plot ACF dan PACF

Identifikasi model ARFIMA(p,d,q) di tentukan berdasarkan plot ACF dan PACF data setelah didifferencing 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 diatas, ada beberapa lag yang melewati batas sehingga dengan menggunakan prinsip persimony model yang mungkin terbentuk dapat dilihat pada tabel berikut.

**Tabel 5.** 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) |

### 5.5 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 berikut.

**Tabel 7.** Pemilihan Model ARFIMA(p,d,q)  $d_{gph} = 0,105$

| No | Model         | Parameter  | Nilai AIC |
|----|---------------|------------|-----------|
| 1  | ARFIMA(1,d,0) | Signifikan | 25.138,44 |
| 2  | ARFIMA(2,d,0) | Signifikan | 25.315,45 |
| 3  | ARFIMA(6,d,0) | Signifikan | 25.290,68 |
| 4  | ARFIMA(1,d,1) | Signifikan | 25.127,82 |
| 5  | ARFIMA(2,d,1) | Signifikan | 25.137,06 |
| 6  | ARFIMA(6,d,1) | Signifikan | 25.387,36 |

|    |               |                  |           |
|----|---------------|------------------|-----------|
| 7  | ARFIMA(1,d,2) | Tidak Signifikan | 15.139,11 |
| 8  | ARFIMA(2,d,2) | Signifikan       | 25.305,79 |
| 9  | ARFIMA(6,d,2) | Signifikan       | 25.486,64 |
| 10 | ARFIMA(1,d,6) | Signifikan       | 25.143,03 |
| 11 | ARFIMA(2,d,6) | Signifikan       | 25.320,06 |
| 12 | ARFIMA(6,d,6) | Tidak Signifikan | 25.602,24 |
| 13 | ARFIMA(0,d,1) | Signifikan       | 25.641,26 |
| 14 | ARFIMA(0,d,2) | Signifikan       | 25.692,09 |
| 15 | ARFIMA(0,d,6) | Signifikan       | 25.735,69 |

Berdasarkan Tabel 7 diatas, 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 25.127,82. Hasil estimasi parameter dan nilai AIC model ARFIMA(p,d,q)  $d_{R/S} = 0,288$  dapat dilihat pada tabel berikut.

**Tabel 8.** Pemilihan Model ARFIMA(p,d,q)  $d_{R/S} = 0,288$

| No | Model         | Parameter        | Nilai AIC |
|----|---------------|------------------|-----------|
| 1  | ARFIMA(1,d,0) | Signifikan       | 25.159,31 |
| 2  | ARFIMA(2,d,0) | Signifikan       | 25.278,83 |
| 3  | ARFIMA(3,d,0) | Signifikan       | 25.310,98 |
| 4  | ARFIMA(1,d,1) | Signifikan       | 25.128,79 |
| 5  | ARFIMA(2,d,1) | Signifikan       | 25.161,34 |
| 6  | ARFIMA(3,d,1) | Signifikan       | 25.247,36 |
| 7  | ARFIMA(1,d,2) | Tidak Signifikan | 25.161,32 |
| 8  | ARFIMA(2,d,2) | Signifikan       | 25.247,55 |
| 9  | ARFIMA(3,d,2) | Signifikan       | 25.303,77 |
| 10 | ARFIMA(1,d,6) | Signifikan       | 25.160,59 |
| 11 | ARFIMA(2,d,6) | Signifikan       | 25.278,77 |
| 12 | ARFIMA(3,d,6) | Signifikan       | 25.315,05 |
| 13 | ARFIMA(0,d,1) | Signifikan       | 25.398,36 |
| 14 | ARFIMA(0,d,2) | Signifikan       | 25.453,64 |
| 15 | ARFIMA(0,d,3) | Signifikan       | 25.485,02 |

Berdasarkan Tabel 8 diatas, 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 25.128,79.

**Tabel 9.** Hasil Uji Diagnostik Model ARFIMA Terbaik

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

Berdasarkan Tabel 9 diatas, 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:

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

(1)

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

(2)

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

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

(3)

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

(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 berikut.

**Tabel 9.** Hasil Uji Heteroskedastisitas Model ARFIMA(p,d,q) Terbaik

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

Berdasarkan Tabel 9 diatas, hasil uji heteroskedastisitas dengan menggunakan uji Langrange Multiplier menunjukkan bahwa semua model menghasilkan nilai p-value  $< \alpha(0,05)$ , yang berari semua model memiliki efek heteroskedastisitas pada residual, sehingga residual perlu dilanjutkan dengan model GARCH.

### 5.6 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 berikut.

**Tabel 10.** 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 10 diatas, 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:

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

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

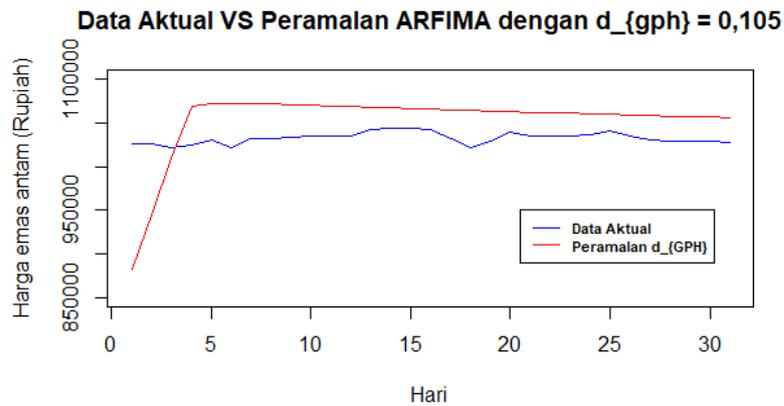
**Tabel 11.** Hasil Uji Heteroskedastisitas Model GARCH(1,1) Terbaik

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

Berdasarkan *Tabel* 11 diatas, hasil uji heteroskedastisitas dengan menggunakan uji Langrange Multiplier menunjukkan bahwa residual model menghasilkan nilai p-value  $> \alpha(0,05)$ , yang berarti setelah dimodelkan dengan model GARCH efek heteroskedastisitas menjadi hilang.

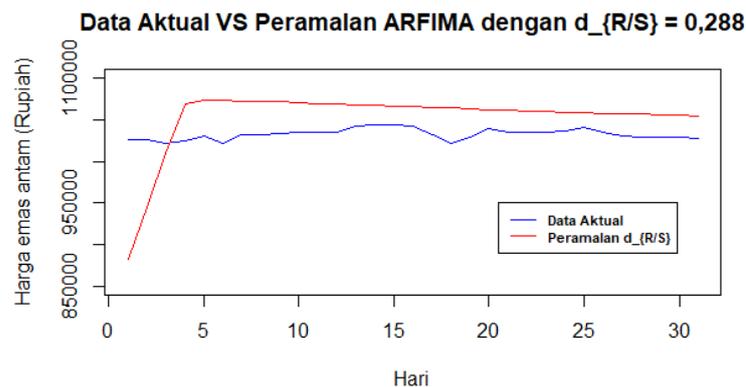
### 5.7 Peramalan

Peramalan dilakukan sebanyak 31 periode kedepan. 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 7.** 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 8.** 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 berikut.

**Tabel 12.** 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 12 diatas, 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 akurasi sebesar 3,44475%.

## BAB 6 KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 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 akurasi peramalan lebih kecil yakni MAPE sebesar 3,44475%.

Persamaan model ARFIMA(1,d,1) sebagai berikut.

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

Persamaan model GARCH(1,1) sebagai berikut

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

### 5.2 Saran

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.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, M. J. I., Kharisudin, I. 2019. Model ARFIMA untuk Analisis Data Kecepatan Angin di Bandara Internasional Ahmad Yani. *UNNES Journal of Mathematics*, 8(2), 89-101.
- Aliyu, M. A., Dikko, H. G., Danbaba, U. A. 2023. Statistical Modeling for Forecasting Volatility in Naira per Dollar Exchange Rate Using ARFIMA-GARCH and ARFIMA-FIGARCH Models. *World Scientific News*, 176, 27-42.
- Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Chatfield, C. 2000. *Time Series Forecasting*. New York: CRC Press.
- Chatfield, C., Xing, H. 2019. *The Analysis of Time Series An Introduction with R Seventh Edition*. Florida: CRC Press.
- Francq, C., Zakoian, J. M. 2010. *GARCH Models: Structure, Statistical Inference and Financial Applications*. United Kingdom: Wiley.
- Gajda J., Bartnicki G., Burnecki K. 2018. Modelling of Water Usage by Means of ARFIMA-GARCH Processes. *Physica A*, 1-29.
- Hanifa, R. D., Mustafid, M., Hakim, A. R. 2021. Pemodelan Autoregressive Integrated Moving Average dengan Efek Exponential GARCH (ARFIMAEGARCH) untuk Prediksi Harga Beras di Kota Semarang. *Jurnal Gaussian*, 10(2), 279-292.
- Hosking, J. R. M. 1981. Fractional Differencing. *Biometrika*, 68(1), 165-176.
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Ord, J. K., Snyder, R. D. 2008. *Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach*. Germany: Springer.
- Kartikasari, P., Yasin, H., Maruddani, D. A. I. 2021. Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) Model to Predict Covid-19 Pandemic Cases in Indonesia. *Media Statistika*, 14(1), 44-55
- Lilliefors, H. W. 1967. On the Kolmogorov-Smirnov Test for Normality with Mean and Variance Unknown. *Journal of the American Statistical Association*, 62(318), 399-402.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., Kulachi, M. 2015. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. Second Edition*. New Jersey: Wiley

- Qian, B., Rasheed, K. 2004. Hurst Exponent and Financial Market Predictibility. Proceedings of 2nd IASTED International Conference on Financial Engineering and Applications. Cambridge, MA, USA.
- Sadaei, H.J., Enayatifar R., GuiMaraes, F. G., Mahmud, M., Alzamil, Z. A. 2016. Combining ARFIMA models and fuzzy time series for the forecast of long memory time series. Neurocomputing, 175, 782-296. Elsevier.
- Wei, W. W. S. 2006. Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods. Second Edition. San Fransisco: Pearson Addison, Inc

**LAMPIRAN 1. SYNTAX PROGRAM  
MENGUNAKAN SOFTWARE R MODEL  
ARIMA-GARCH**

```

library(arfima)
library(forecast)
library(pracma)
library(tseries)
library(fracdiff)
library(timeSeries)
library(lmtest)
library(nortest)
library(MASS)
library(car)
B.2 Input Data
Daku<-read.csv("E:/JANUR
SKRIPSI/JURNALGARCH/HEInSample.csv")
Duku<-read.csv("E:/JANUR SKRIPSI/JURNAL
GARCH/HEOutSample.csv")
Dataku<-ts(Daku)
Dutaku<-ts(Duku)
Dataku
Dutaku
summary.Date(Dataku)
hurstexp(Dataku, d=365,display = TRUE) >
boxcox(Dataku~1)
> powerTransform(Dataku) > Tranformer<-
(Dataku^2.796972)
> boxcox(Tranformer~1) > adf.test(Tranformer) >
DIFF<-diff(Tranformer)
> adf.test(DIFF) > fdGPH(DIFF, bandw.exp = 0.5)
> d_{R/S} = Hurst(H) - 0.5
> d_{R/S} = 0.788 - 0.5
> d_{R/S} = 0.288 > dGPH<-diffseries(DIFF,
0.105)
> as=acf(dGPH, main="Autocorrelations", lwd=2)
> bs=pacf(dGPH, main="Partial
Autocorrelations",lwd=2)
> dRS<-diffseries(DIFF, 0.288) > acf(dRS,
main="Autocorrelations", lwd=2) > pacf(dRS,
main="Partial Autocorrelations",lwd=2) #Model1x
ARFIMA (1,d,0)
> Model1x<-arfima::arfima(Tranformer, order =
c(1,0,0),
dmean = FALSE, fixed = list(frac= 0.105))
#Model2x ARFIMA (2,d,0)

```

```

> Model2x<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(2,0,0),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, NA),
frac= 0.105))
#Model3x ARFIMA (6,d,0) > Model3x<-
arfima::arfima(Transformer, order = c(6,0,0),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, 0, 0, 0, 0,
NA),
frac = 0.105))
#Model4x ARFIMA (1,d,1)
> Model4x<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(1,0,1),
dmean = FALSE, fixed = list(frac= 0.105))
#Model5x ARFIMA (2,d,1)
> Model5x<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(2,0,1),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, NA),frac=
0.105))
#Model6x ARFIMA (6,d,1)
> Model6x<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(6,0,1),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, 0, 0, 0, 0,
NA),
frac = 0.105)) #Model7x ARFIMA (1,d,2)
> Model7x<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(1,0,2),
dmean = FALSE, fixed = list(theta=c(0, NA),frac=
0.105)) #Model8x ARFIMA (2,d,2)
> Model8x<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(2,0,2),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0,
NA),theta=c(0, NA),frac= 0.105))
#Model9x ARFIMA (6,d,2)
> Model9x<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(6,0,2),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, 0, 0, 0, 0,
NA),theta=c(0, NA),frac = 0.105))
#Model10x ARFIMA (1,d,6)
> Model10x<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(1,0,6),
dmean = FALSE, fixed = list(theta=c(0, 0, 0, 0,
0, NA),frac= 0.105))
#Model11x ARFIMA (2,d,6)

```

```

> Model11x<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(2,0,6),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0,
NA),theta=c(0, 0, 0, 0, 0, NA),frac= 0.105))
#Model12x ARFIMA (6,d,6)
> Model12x<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(6,0,6),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, 0, 0, 0, 0,
NA),theta=c(0, 0, 0, 0, 0, NA),frac = 0.105))
#Model13x ARFIMA (0,d,1)
> Model13x<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(0,0,1),dmean = FALSE, fixed = list(frac=
0.105))
#Model14x ARFIMA (0,d,2)
> Model14x<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(0,0,2),dmean = FALSE, fixed = list(theta=c(0,
NA),frac= 0.105)) #Model15x ARFIMA (0,d,6)
> Model15x<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(0,0,6),
dmean = FALSE, fixed = list(theta=c(0, 0, 0, 0,
0, NA),frac = 0.105)) #Model1y ARFIMA (1,d,0)
> Model1y<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(1,0,0),dmean = FALSE, fixed = list(frac=
0.288)) Model2y ARFIMA 2,d,0)
> Model2y<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(2,0,0),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, NA),frac=
0.288))
#Model3y ARFIMA (3,d,0)
> Model3y<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(3,0,0),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, 0, NA),frac
= 0.288))
#Model4y ARFIMA (1,d,1)
> Model4y<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(1,0,1),
dmean = FALSE, fixed = list(frac= 0.288))
#Model5y ARFIMA (2,d,1)
> Model5y<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(2,0,1),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, NA),frac=
0.288))
#Model6y ARFIMA (3,d,1)

```

```

> Model6y<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(3,0,1),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, 0, NA),frac
= 0.288)) #Model7y ARFIMA (1,d,2)
> Model7y<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(1,0,2),
dmean = FALSE, fixed = list(theta=c(0, NA),frac=
0.288))
#Model8y ARFIMA 2,d,2)
> Model8y<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(2,0,2),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, NA),
theta=c(0, NA),frac= 0.288))
#Model9y ARFIMA (3,d,2)
> Model9y<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(3,0,2),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, 0, NA),
theta=c(0, NA),frac = 0.288))
#Model10y ARFIMA (1,d,6)
> Model10y<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(1,0,6),
dmean = FALSE, fixed = list(theta=c(0, 0, 0, 0,
0, NA),
frac= 0.288)) #Model11y ARFIMA 2,d,6)
> Model11y<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(2,0,6),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, NA),
theta=c(0, 0, 0, 0, 0, NA),frac= 0.288))
#Model12y ARFIMA (3,d,6)
> Model12y<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(3,0,6),
dmean = FALSE, fixed = list(phi=c(0, 0, NA),
theta=c(0, 0, 0, 0, 0, NA),frac = 0.288))
#Model13y ARFIMA (0,d,1)
> Model13y<-arfima::arfima(Transformer, order =
c(0,0,1),
dmean = FALSE, fixed = list(frac= 0.288))
#Model14y ARFIMA (0,d,2)
> Model14y<-arfima::arfima(Transformer, order =c
(0,0,2),
dmean = FALSE, fixed = list(theta=c(0, NA),frac=
0.288)) > Model15y<-arfima::arfima(Transformer,
order = c(0,0,6),

```

```

dmean = FALSE, fixed = list(theta=c(0, 0, 0, 0,
0, NA),frac = 0.288))
#MA{0}
> cbind(AIC(Model1x), AIC(Model2x),
AIC(Model3x))
> #MA{1}
> cbind(AIC(Model4x), AIC(Model5x),
AIC(Model6x))
> #MA{2}
> cbind(AIC(Model8x), AIC(Model9x))
> #MA{6}
> cbind(AIC(Model10x), AIC(Model11x))
> #AR{0}
> cbind(AIC(Model13x), AIC(Model14x),
AIC(Model15x))
#MA{0}
> cbind(AIC(Model1y), AIC(Model2y),
AIC(Model3y))
> #MA{1}
> cbind(AIC(Model4y), AIC(Model5y),
AIC(Model6y))
> #MA{2}
> cbind(AIC(Model8y), AIC(Model9y))
> #MA{2}
> cbind(AIC(Model10y), AIC(Model11y),
AIC(Model12y))
> #AR{0}
> cbind(AIC(Model13y), AIC(Model14y),
AIC(Model15y))
> #Model4x ARFIMA (1,d,1)
> Residual4x<-resid(Model4x)
> Residual4x <- as.numeric(unlist(Residual4x))
> Box.test(Residual4x, type = "Ljung-Box")
> lillie.test(Residual4x)
#Model4y ARFIMA (1,d,1)
> Residual4y<-resid(Model4y)
> Residual4y <- as.numeric(unlist(Residual4y))
> Box.test(Residual4y, type = c("Ljung-Box"))
> lillie.test(Residual4y)
##Peramalan ARFIMA(1,d,1)d_{gph}=0,105
> predarfimagph<-predict(Model4x, 31)
> predarfimagph
##Peramalan ARFIMA(1,d,1)d_{R/S}=0,288

```

```
> predarfimadrs<-predict(Model4y, 31)  
> predarfimadrs
```

## **LAMPIRAN 3 LUARAN WAJIB**



Program Studi Statistika

## JURNAL ILMIAH TEORI DAN APLIKASI STATISTIKA

Program Studi Statistika, Universitas PGRI Adi Buana Surabaya

ISSN 2089-0028 e-ISSN 2654-7511,

Email : jstat@unipasby.ac.id

<http://jurnal.unipasby.ac.id/index.php/jstatistika>



J-STATISTIKA

### SURAT PENERIMAAN

**Nomor** : 18/J-Statistika/X/2023

**Hal** : Informasi Artikel Diterima

Yth,

Isran K. Hasan

Yang bertanda tangan di bawah ini, Editor Jurnal J-Statistika (Jurnal Ilmiah Teori dan Aplikasi Statistika) Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Adi Buana Surabaya menerangkan bahwa artikel yang ditulis oleh:

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

Lembaga : Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan IPA, Universitas Negeri Gorontalo

Judul Artikel : Penerapan Model Arfima-Garch Menggunakan Variasi Estimasi Parameter Pembeda D Pada Data Long Memory

**Diterima** dan sedang dalam proses layout editing dan akan diterbitkan dalam Jurnal **J-Statistika** Periode Desember 2023 Volume 16 Nomor 2. Selanjutnya, penulis dimohon untuk segera melakukan pembayaran sebesar Rp. 500.000,- untuk biaya publikasi jurnal ke:

No Rekening : 0691974088

Bank : BNI

Atas Nama : Muhammad Athoillah

Serta mengirim bukti pembayaran ke kontak editor (WA) +62 856 453 583 46. Atas perhatian dan kerjasamanya, kami ucapkan terimakasih.



Surabaya, 31 Oktober 2023

Chief Editor

Muhammad Athoillah, S.Si, M.Si

## PENERAPAN MODEL ARFIMA-GARCH MENGGUNAKAN VARIASI ESTIMASI PARAMETER PEMBEDA D PADA DATA LONG MEMORY

Isran K. Hasan <sup>(1)</sup>, Muhammad Janur <sup>(2)</sup>, Nurwan <sup>(3)</sup>

<sup>1,2,3</sup>Jurusan 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](mailto:isran.hasan@ung.ac.id)<sup>(1)</sup>, [muhammadjanur514@gmail.com](mailto:muhammadjanur514@gmail.com)<sup>(2)</sup>, [nurwan@ung.ac.id](mailto:nurwan@ung.ac.id)<sup>(3)</sup>

### 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 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  $d_{gph} = 0,105$  adalah ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1) dan model terbaik untuk  $d_{R/S} = 0,288$  adalah ARFIMA(1,d,1)-GARCH(1,1). Tingkat akurasi peramalan didasarkan pada nilai MAPE. Nilai error validasi model ARFIMA-GARCH dengan  $d_{gph} = 0,105$  adalah MAPE=3,474%, sedangkan model ARFIMA-GARCH dengan  $d_{R/S} = 0,288$  adalah MAPE=3,444%.

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

### ABSTRACT

Gold became one of the country's financial assets and a component of the global monetary reserve for trade and protection when encountering a sudden financial crisis. Some economic data often experience dependence or long-term dependency (long memory). One model that is able to overcome this problem is the Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) model. Several methods are used to determine the estimation of differentiating parameter  $d$ , two of which are the Geweke Porter Hudak (GPU) and the Rescaled Range Statistics (R/S) methods. Several types of time series data sometimes experience volatility grouping (residuals are not constant). The method that can be used to overcome this problem is the Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) method. Therefore, this study aims to design the price of Antam gold produced by PT. Aneka Tambang, through the ARFIMA-GARCH method and compares the best differentiating parameter estimation method  $d$  from the model. The results show that the best model is seen from the AIC value for  $d_{gph} = 0,105$  ARFIMA(1,  $d$ , 1) – GARCH(1,1), and the best model  $d_{R/S}$  ARFIMA(1,  $d$ , 1) – GARCH(1,1). The forecasting accuracy rate is based on the MAPE value. The validation error value of the ARFIMA-GARCH model with  $d_{gph} = 0,105$  produces a MAPE value of 3,474%. Meanwhile, the ARFIMA-GARCH model with  $d_{R/S} = 0,288$  produces a MAPE of 3,444%.

**Kata kunci:** ARFIMA-GARCH; long memory estimation; differentiating parameter  $d$ ; forecasting; gold

## INTRODUCTION

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 autokorelasi yang turun melambat 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 di ketahui [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 Malakukan 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.

## METHOD

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](http://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.

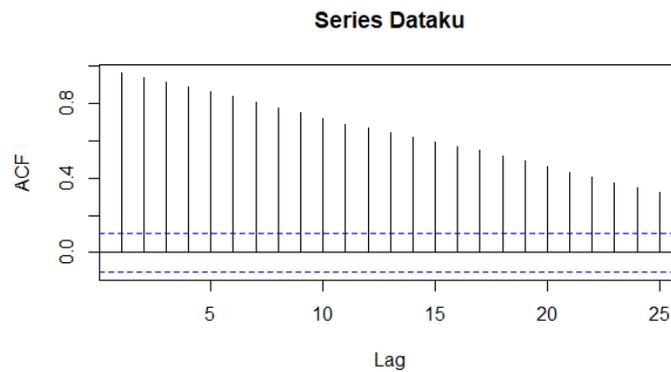
Langkah-langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

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  $\phi$  dan  $\theta$  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.

## RESULT AND DISCUSSION

### A. 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.

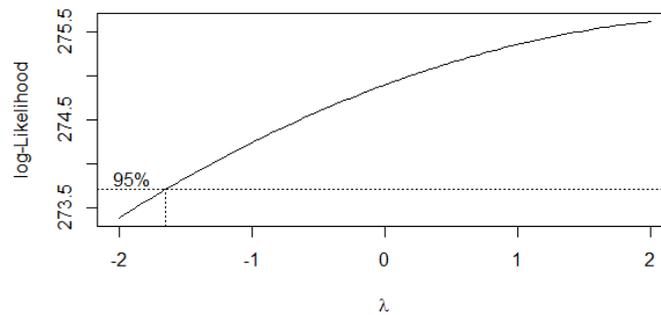


**Gambar 1.** Plot ACF data in sample harga emas Produksi PT.Aneka Tambang

Berdasarkan gambar 1 diatas, 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 RStudio 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.

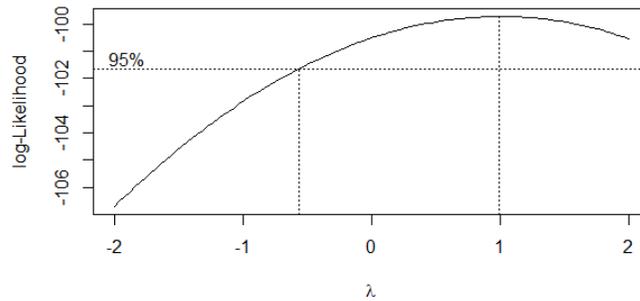
**B. Uji Stasioneritas Data**

Sebelum melakukan pemodelan, terlebih dahulu dilakukan 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 diatas, dapat dilihat bahwa data tidak stasioner karena nilai lamda ( $\lambda$ )  $\neq 1$  dan perlu dilakukan transformasi. Berikut plot Box- Cox hasil transformasi.



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

Berdasarkan gambar 3 diatas, setelah dilakukan transformasi diperoleh nilai lamda ( $\lambda$ ) = 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.

**C. 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 RStudio dapat dilihat pada tabel berikut.

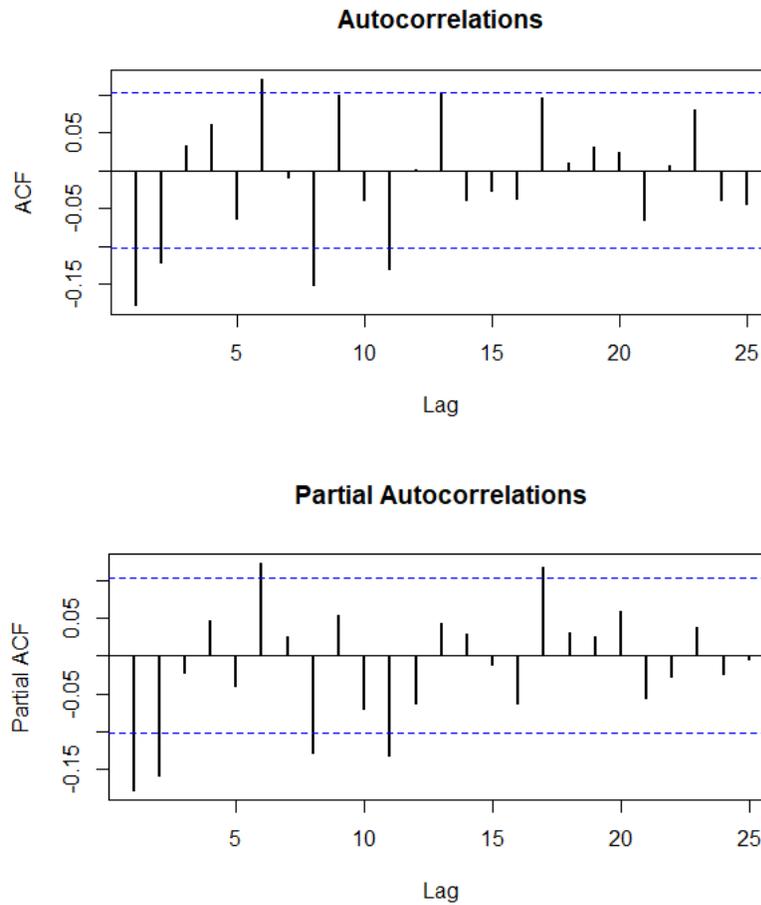
**Tabel 4.** Estimasi Parameter Pembeda d

|                                    | <b>GPH</b> | <b>R/S</b> |
|------------------------------------|------------|------------|
| Nilai estimasi parameter pembeda d | 0,105      | 0,288      |

Berdasarkan tabel 4 diatas, 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.

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

Identifikasi model ARFIMA(p,d,q) di tentukan berdasarkan plot ACF dan PACF data setelah didifferencing 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.



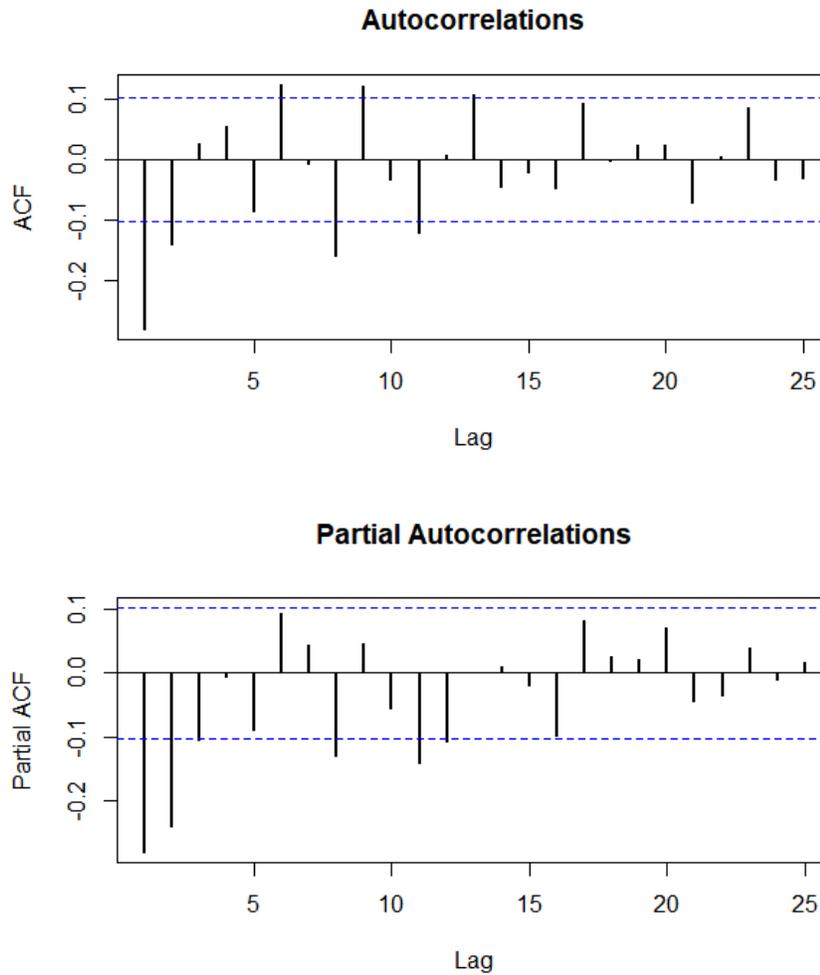
**Gambar 4.** Plot ACF dan PACF Differencing  $d_{gph} = 0,105$

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

**Tabel 5.** 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 didifferencing dengan  $d_{RS} = 0,288$  dapat dilihat pada gambar berikut.



**Gambar 6.** Plot ACF dan PACF Differencing  $d_{R/S} = 0,288$

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

**Tabel 6.** 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) |

**E. 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 berikut.

**Tabel 7.** Pemilihan Model ARFIMA(p,d,q)  $d_{gph} = 0,105$

| No | Model         | Parameter        | Nilai AIC |
|----|---------------|------------------|-----------|
| 1  | ARFIMA(1,d,0) | Signifikan       | 25.138,44 |
| 2  | ARFIMA(2,d,0) | Signifikan       | 25.315,45 |
| 3  | ARFIMA(6,d,0) | Signifikan       | 25.290,68 |
| 4  | ARFIMA(1,d,1) | Signifikan       | 25.127,82 |
| 5  | ARFIMA(2,d,1) | Signifikan       | 25.137,06 |
| 6  | ARFIMA(6,d,1) | Signifikan       | 25.387,36 |
| 7  | ARFIMA(1,d,2) | Tidak Signifikan | 15.139,11 |
| 8  | ARFIMA(2,d,2) | Signifikan       | 25.305,79 |
| 9  | ARFIMA(6,d,2) | Signifikan       | 25.486,64 |
| 10 | ARFIMA(1,d,6) | Signifikan       | 25.143,03 |
| 11 | ARFIMA(2,d,6) | Signifikan       | 25.320,06 |
| 12 | ARFIMA(6,d,6) | Tidak Signifikan | 25.602,24 |
| 13 | ARFIMA(0,d,1) | Signifikan       | 25.641,26 |
| 14 | ARFIMA(0,d,2) | Signifikan       | 25.692,09 |
| 15 | ARFIMA(0,d,6) | Signifikan       | 25.735,69 |

Berdasarkan Tabel 7 diatas, 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 25.127,82.

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

**Tabel 8.** Pemilihan Model ARFIMA(p,d,q)  $d_{R/S} = 0,288$

| No | Model         | Parameter        | Nilai AIC |
|----|---------------|------------------|-----------|
| 1  | ARFIMA(1,d,0) | Signifikan       | 25.159,31 |
| 2  | ARFIMA(2,d,0) | Signifikan       | 25.278,83 |
| 3  | ARFIMA(3,d,0) | Signifikan       | 25.310,98 |
| 4  | ARFIMA(1,d,1) | Signifikan       | 25.128,79 |
| 5  | ARFIMA(2,d,1) | Signifikan       | 25.161,34 |
| 6  | ARFIMA(3,d,1) | Signifikan       | 25.247,36 |
| 7  | ARFIMA(1,d,2) | Tidak Signifikan | 25.161,32 |

|    |               |            |           |
|----|---------------|------------|-----------|
| 8  | ARFIMA(2,d,2) | Signifikan | 25.247,55 |
| 9  | ARFIMA(3,d,2) | Signifikan | 25.303,77 |
| 10 | ARFIMA(1,d,6) | Signifikan | 25.160,59 |
| 11 | ARFIMA(2,d,6) | Signifikan | 25.278,77 |
| 12 | ARFIMA(3,d,6) | Signifikan | 25.315,05 |
| 13 | ARFIMA(0,d,1) | Signifikan | 25.398,36 |
| 14 | ARFIMA(0,d,2) | Signifikan | 25.453,64 |
| 15 | ARFIMA(0,d,3) | Signifikan | 25.485,02 |

Berdasarkan Tabel 8 diatas, 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 25.128,79.

**Tabel 9.** 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 9 diatas, 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 berikut.

**Tabel 9.** 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 9 diatas, 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.

**F. 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 berikut.

**Tabel 10.** 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 10 diatas, 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 berikut.

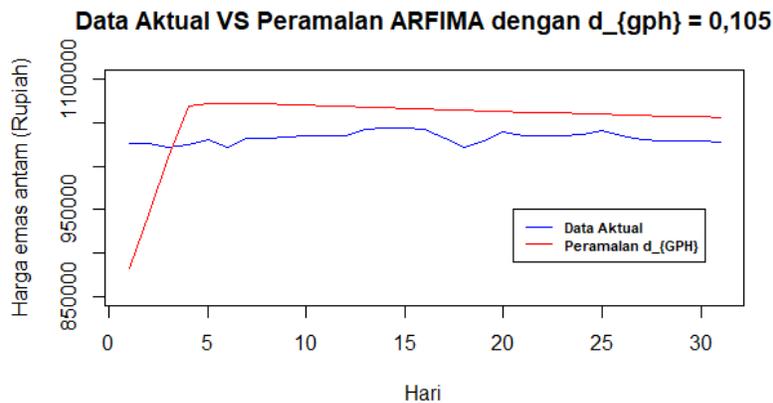
**Tabel 11.** Hasil Uji Heteroskedastisitas Model GARCH(1,1) Terbaik

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

Berdasarkan Tabel 11 diatas, 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.

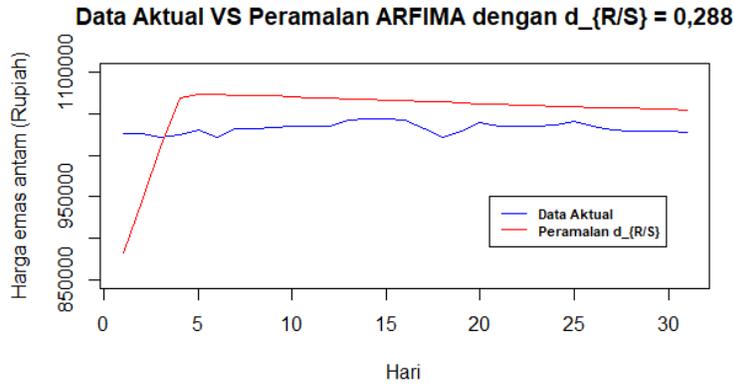
**G. Peramalan**

Peramalan dilakukan sebanyak 31 periode kedepan. 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 7.** Plot Data Aktual dan Data Peramalan ARFIMA-GARH  $d_{gph} = 0,105$

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



**Gambar 8.** 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 berikut.

**Tabel 12.** 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 12 diatas, 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 akurasi sebesar 3,44475%.

**CONCLUSION**

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 akurasi peramalan lebih kecil yakni 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.

**ACKNOWLEDGMENTS**

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

## REFERENCE

- [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](http://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.

## **LAMPIRAN 4 LUARAN TAMBAHAN**

## LEMBAR PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul "PENERAPAN MODEL ARFIMA-GARCH  
MENGUNAKAN VARIASI ESTIMASI PARAMETER  
PEMBEDA  $D$  PADA DATA *LONG MEMORY* (Studi Kasus: Harga  
Emas Antam Produksi PT. Aneka Tambang)"

Oleh

**MUHAMMAD JANUR**  
**NIM. 413419031**

Program Studi Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Telah dipertahankan di depan pembimbing dan dewan penguji

Hari, tanggal : Selasa, 13 Juni 2023

Waktu : 14.00-15.00 WITA

Tempat : Ruang Kuliah 3.5 Matematika Lt.3, Kampus 4 UNG

### A Pembimbing

1. Nurwan, S.Pd., M.Si  
NIP. 198105102006041002

Pembimbing I

Tanda Tangan

(.....)

2. Isran K. Hasan, S.Pd., M.Si  
NIP. 199012112019031009

Pembimbing II

(.....)

### B Dewan Penguji

1. Dr. Ismail Djakaria, M.Si  
NIP. 196402261990031003

Penguji Utama

Tanda Tangan

(.....)

2. Agusyarif Rezka Nuha, S.Pd., M.Si  
NIP. 199308102019031009

Anggota

(.....)

3. Amanda Adityaningrum, S.Si., M.Si  
NIP. 199205272020122009

Anggota

(.....)

Mengetahui,

Dekan Fakultas Matematika dan IPA



Prof. Dr. Astin Lukum, M.Si

NIP. 196303271988032002

**LAMPIRAN 5. BIODATA KETUA DAN  
ANGGOTA**

## Ketua Peneliti

### A. Identitas Diri

|    |                               |   |
|----|-------------------------------|---|
| 1  | Nama Lengkap                  | Isran K. Hasan, S.Pd., M.Si   |
| 2  | Jenis Kelamin                 | Laki-Laki   |
| 3  | Jabatan Fungsional            | Asisten Ahli  |
| 4  | NIP                           | 199012112019031009  |
| 5  | NIDN                          | 0011129002  |
| 6  | Tempat dan Tanggal Lahir      | Gorontalo, 11 Desember 1990   |
| 7  | E-mail                        | <a href="mailto:isran.hasan@ung.ac.id">isran.hasan@ung.ac.id</a>  |
| 8  | Nomor Telepon/Hp              | 085398740008  |
| 9  | Alamat Kantor                 | Jl. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie Kecamatan Kabila   |
| 10 | Nomor Telepon/Faks            | -/-   |
| 11 | Lulusan yang Telah Dihasilkan | -   |
| 12 | Mata Kuliah yang Diampuh      | 1. Analisis Runtun Waktu<br>2. Teori Peluang<br>3. Basis Data dan Penelusuran Data<br>4. Teori Peramalan Statistika<br>5. Statistika Matematika |

### B. Riwayat Pendidikan

|                               | S-1   | S-2   | S-3 |
|-------------------------------|---|---|-----|
| Nama Perguruan Tinggi         | Universitas Negeri Gorontalo                          | Institut Teknologi Bandung  | -   |
| Bidang Ilmu                   | Pendidikan Matematika                                 | Matematika Konsentrasi Statistika                                       | -   |
| Tahun Masuk-Lulus             | 2008-2012   | 2013-2015   | -   |
| Judul Skripsi/Tesis/Disertasi | Analisis Kestabilan Model SIR pada Epidemii Cacar Air | Model GARCH(1,1) dan EGARCH (1,1): Fakta Empiris Return dan Volatilitas | -   |
| Nama Pembimbing/Promotor      | Drs. Sumarno Ismail, M.Pd<br>Drs. Lailany Yahya, M.Si | Khreshna I. Syuhada, Ph.D   | -   |

**C. Pengalaman Penelitian dalam 5 Tahun Terakhir**

| No | Tahun | Judul Penelitian  | Sumber Pendanaan | Status Artikel |
|----|-------|---|------------------|----------------|
| 1  | 2019  | Penerapan Model GARCH dengan variabilitas parameter pada saham LQ45   | Mandiri          | Not Published  |
| 2  | 2020  | Analisis Survival pada laju kesembuhan Pasien Tuberkolosis Paru DI RSUD Prof. Dr. Aloei Saboe Kota Gorontalo Menggunakan Regresi Weibull. | Mandiri          | Not Published  |

**D. Pengalaman Pengabdian Kepada Masyarakat dalam 5 Tahun Terakhir**

| No | Tahun | Judul Pengabdian Kepada Masyarakat   | Sumber Pendanaan |
|----|-------|--|------------------|
| 1  | 2019  | Pembelajaran Matematika dengan Teknik Menghitung cepat perkalian sepuluh sampai duapuluh pada siswa di SDN 02 Suwawa Selatan Kab. Bone Bolango | Mandiri          |
| 2  | 2020  | Pelatihan Pembuatan LKPD Menarik untuk SISWA SDN 01 Suwawa Selatan Baik Kelas Offline maupun Online  | Mandiri          |

**E. Publikasi Artikel Ilmiah dalam 5 Tahun Terakhir**

| No | Judul Artikel Ilmiah   | Nama Jurnal                    | Volume/<br>Nomor/<br>Tahun |
|----|--|--------------------------------|----------------------------|
| 1  | <a href="#">Perbandingan Model ARCH (1) dan GARCH (1,1) Ditinjau dari Perilaku Kurtosis dan Fungsi Autokorelasi.</a> | Jambura Journal Of Mathematics | 2/2/2020                   |

**F. Pemakalah Seminar Ilmiah (*Oral Presentation*) dalam 5 Tahun Terakhir**

| No | Nama Pertemuan Ilmiah/ Seminar | Judul Artikel Ilmiah | Waktu dan Tempat |
|----|--------------------------------|----------------------|------------------|
| -  | -                              | -                    | -                |

**G. Karya Buku dalam 5 Tahun Terakhir**

| No | Judul Buku | Tahun | Jumlah Halaman | Penerbit |
|----|------------|-------|----------------|----------|
| -  | -          | -     | -              | -        |

**H. Perolehan HKI dalam 5-10 Tahun Terakhir**

| No | Judul/ Tema HKI | Tahun | Tempat Penerapan | Respon Masyarakat |
|----|-----------------|-------|------------------|-------------------|
| -  | -               | -     | -                | -                 |

**I. Pengalaman Merumuskan Kebijakan Publik/Rekayasa Sosial Lainnya dalam 5 Tahun Terakhir**

| No | Judul/Tema/Jenis Rekayasa Sosial Lainnya yang Telah Diterapkan | Tahun | Tempat Penerapan | Respon Masyarakat |
|----|--|-------|------------------|-------------------|
| -  | -  | -     | -                | -                 |

**J. Penghargaan dalam 10 Tahun Terakhir**

| No | Jenis Penghargaan | Institusi Pemberi Penghargaan | Tahun |
|----|-------------------|-------------------------------|-------|
| -  | -                 | -                             | -     |

Semua data yang saya isikan dan tercantum dalam biodata ini adalah benar dan dapat dipertanggungjawabkan secara hukum. Apabila dikemudian hari ternyata dijumpai ketidaksesuaian dengan kenyataan, saya sanggup menerima sanksi. Demikian biodata ini saya buat dengan sebenarnya untuk memenuhi salah satu persyaratan dalam pengajuan Hibah Penelitian dosen Dana PNBPU UNG Tahun Anggaran 2023

Gorontalo, 28 Februari 2023



Isran K. Hasan, S.Pd., M.Si  
NIP. 199012112019031009

## Anggota Peneliti

### A. Identitas Diri

|     |                               |   |
|-----|-------------------------------|---|
| 1.  | Nama Lengkap                  | Nurwan, S. Pd, M. Si                                    |
| 2.  | Jenis Kelamin                 | Laki-Laki   |
| 3.  | Jabatan Fungsional            | Lektor  |
| 4.  | NIP/NIK                       | 198105102006041002                                      |
| 5.  | NIDN                          | 0010058106  |
| 6.  | Tempat dan Tanggal Lahir      | Danagoa, 10 Mei 1981                                    |
| 7.  | E-mail                        | <a href="mailto:nurwan@ung.ac.id">nurwan@ung.ac.id</a>  |
| 8.  | Nomor Telepon/Fax/HP          | -/+6285240564007  |
| 9.  | Alamat Kantor                 | FMIPA UNG Jln. Jendral Sudirman No. 6<br>Kota Gorontalo |
| 10. | Nomor Telepon/Fax             | -   |
| 11. | Lulusan yang telah dihasilkan | S-1= 30 orang   |
| 12  | Matakuliah yang diampuh       | 1. Analisis Real  |
|     |                               | 2. Kalkulus 1 dan 2                                     |
|     |                               | 3. Analisis Kompleks                                    |
|     |                               | 4. Kalkulus Lanjut                                      |
|     |                               | 5. Aljabar Max Plus                                     |

### B. Riwayat Pendidikan

|                               | S-1   | S-2  | S-3 |
|-------------------------------|---|--|-----|
| Nama Perguruan tinggi         | UNG Gorontalo   | ITS Surabaya   | -   |
| Bidang Ilmu                   | Pendidikan Matematika   | Matematika   | -   |
| Tahun Masuk-Lulus             | 1999-2004   | 2008-2010  | -   |
| Judul Skripsi/Tesis/Disertasi | Pengaruh Tehnik peta konsep dalam pembelajaran program linear | Model Ketidakpastian Berdasarkan Model Predictive Control (MPC) Dengan Perturbasi Untuk Sistem Max Plus Linear (MPL) |     |
| Nama Pembimbing/Promotor      | Drs. Perry Zakaria, M. Pd                                     | Dr. Subiono, M. Sc   | -   |

### C. Pengalaman Penelitian dalam 5 Tahun Terakhir

| No. | Tahun | Judul Penelitian   | Pendanaan |              |
|-----|-------|--|-----------|--------------|
|     |       |  | Sumber    | Jml (Rp)     |
| 1.  | 2017  | Konstruksi Bilangan Reproduksi Dasar pada Model Epidemik SEIRS-SEI | PNBP UNG  | 15.000.000,- |

| No. | Tahun | Judul Penelitian   | Pendanaan |              |
|-----|-------|--|-----------|--------------|
|     |       |  | Sumber    | Jml (Rp)     |
|     |       | Penyebaran Malaria dengan Vaksinasi dan Pengobatan   |           |              |
| 2.  | 2020  | Penerapan Model Integer Linear Programming Dalam Optimasi Penjadwalan Perkuliahan Secara Otomatis  | PNBP UNG  | 9.000.000,-  |
| 3.  | 2021  | Pemodelan Skema Pelayanan Kapal Masuk Sistem Inaportnet Menggunakan Petri Net Dan Aljabar Max Plus | PNBP UNG  | 15.000.000,- |

#### D. Pengalaman Pengabdian Masyarakat

| No. | Tahun | Judul Pengabdian Masyarakat  | Pendanaan     |                   |
|-----|-------|--|---------------|-------------------|
|     |       |  | Sumber        | Jml (Rp)          |
| 1.  | 2015  | Peningkatan Minat Belajar Anak-Anak Usia Sekolah melalui Rumah Pintar NurAkram (Rupinak) di Desa Ombulodata dan Botuwombato Kabupaten Gorontalo Utara  | KKN-PPM Dikti | 61.000.000,-<br>- |
| 2.  | 2015  | IbM Kelompok Guru Matematika SMP/MTs Swasta Binaan Yayasan dan SMP Satu Atap se Kecamatan Kwandang Kabupaten Gorontalo Utara yang Mengalami Kesulitan dalam Visualisasi Objek-objek Matematika | IbM Dikti     | 28.500.000,-<br>- |
| 3   | 2016  | Pemberdayaan Masyarakat Iloheluma Dalam Meningkatkan Partisipasi Dan Kepedulian Terhadap Pendidikan Anak Melalui Program Salam Bbc (Sekolah Alam Bone Bolango Cerdas)                          | PNBP UNG      | 25.000.000,-<br>- |
| 4.  | 2018  | Pemanfaatan smartphone dan laptop pribadi menuju Smart teacher dan Smart society di desa monggupo Kecamatan atinggola kabupaten gorontalo utara  | PNBP UNG      | 25.000.000,-<br>- |

#### E. Publikasi Artikel Ilmiah dalam Jurnal 5 Tahun Terakhir

| No. | Judul Artikel  | Nama Jurnal   | Volume/Nomor/<br>Tahun |
|-----|--|---|------------------------|
| 1.  | Model matematika SMEIUR pada penyebaran penyakit campak dengan faktor pengobatan   | Jambura Journal of Biomathematics (JJBm)                            | 1/2/2020               |
| 2.  | Analisis Kestabilan Model Diskrit Eko-Epidemiologi   | Transformasi: Jurnal Pendidikan Matematika Dan Matematika (Sinta 4) | 4/1/2020               |
| 3.  | Penerapan Model Integer Linear Programming Dalam Optimasi Penjadwalan Perkuliahan Secara Otomatis  | BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan (Sinta 3)              | 14/3/2020              |
| 4.  | Bifurkasi periode ganda dan Neimark-Sacker pada model diskret Leslie-Gower dengan fungsi respon ratio-dependent  | Limits: Journal of Mathematics and Its Applications (Sinta 2)       | 17/1/2020              |
| 5.  | Metode Exponential Smoothing Event Based (Eseb) Dan Metode Winter's Exponential Smoothing (Wes) Untuk Peramalan Jumlah Penumpang Tiba Di Pelabuhan Penyeberangan Gorontalo | BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan (Sinta 3)              | 13/3/2020              |
| 6.  | A Model Arch (1) Dan Garch (1, 1) Pada Peramalan Harga Saham PT. Cowell Development Tbk.   | BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan (Sinta 3)              | 13/1/2019              |
| 7.  | Konstruksi Bilangan Reproduksi Dasar pada Model Epidemik SEIRS-SEI Penyebaran Malaria dengan Vaksinasi dan Pengobatan  | Jurnal Matematika Integratif (Sinta 4)                              | 13/2/2017              |
| 8.  | Pemberdayaan Masyarakat Iloheluma Dalam Meningkatkan Partisipasi Dan Kepedulian Terhadap Pendidikan Anak Melalui Program Salam Bbc (Sekolah Alam Bone Bolango Cerdas)      | Kaji Tindak: Jurnal Pemberdayaan Masyarakat                         | 3/2/2016               |

**F. Pemakalah Seminar Ilmiah (*Oral Presentation*) dalam 5 Tahun terakhir**

| No. | Jenis Seminar Nasional | Partisipasi | Waktu dan Tempat |
|-----|------------------------|-------------|------------------|
|-----|------------------------|-------------|------------------|

|    |  |           |                |
|----|--|-----------|----------------|
| 1. | Pemodelan Sistem Metabolisme Menggunakan Aljabar Max Plus Seminar Nasional Matematika dan Pembelajarannya tahun 2017 Universitas Negeri Malang | Pemakalah | 2017/UM Malang |
|----|--|-----------|----------------|

#### G. Karya buku dalam 5 Tahun Terakhir

| No. | Judul Buku | Tahun | Jumlah Halaman | Penerbit |
|-----|------------|-------|----------------|----------|
|     |            |       |                |          |

#### H. Perolehan HAKI dalam 5 Tahun Terakhir

| No. | Judul/Tema HAKI   | Tahun | Jenis            | Nomor P/ID                     |
|-----|---|-------|------------------|--------------------------------|
| 1.  | Aplikasi Penjadwalan Mata Kuliah Pada Program Studi Secara Otomatis       | 2020  | Program Komputer | EC00202042078, 20 Oktober 2020 |
| 2.  | Model Optimasi Penjadwalan Mata Kuliah Secara Otomatis Pada Program Studi | 2020  | Karya Ilmiah     | EC00202042080, 20 Oktober 2020 |

#### I. Pengalaman Merumuskan Kebijakan Publik/Rekayasa Sosial Lainnya dalam 5 Tahun Terakhir

| No. | Judul/Tema/Jenis Rekayasa Sosial Lainnya yang Telah Diterapkan | Tahun | Tempat penerapan | Respon Masyarakat |
|-----|--|-------|------------------|-------------------|
|     |  |       |                  |                   |

#### J. Penghargaan dalam 10 Tahun Terakhir (dari Pemerintah, Asosiasi atau Instansi Lainnya)

| No. | Jenis Penghargaan | Institusi Pemberi Penghargaan | Tahun |
|-----|-------------------|-------------------------------|-------|
|     |                   |                               |       |

Semua data yang saya isikan dan tercantum dalam biodata ini adalah benar dan dapat dipertanggungjawabkan secara hukum. Apabila dikemudian hari ternyata dijumpai ketidaksesuaian dengan kenyataan, saya sanggup menerima sanksi.

Demikian biodata ini saya buat dengan sebenarnya untuk memenuhi salah satu persyaratan dalam pengajuan Hibah Penelitian Dana PNB/BLU UNG Tahun 2023.

Gorontalo, 28 Februari 2023  
Pengusul



Nurwan, S. Pd, M. Si  
NIP. 198105102006041002