

## Aplikasi Model ARCH/GARCH dalam Prediksi Laju Inflasi Bulanan Indonesia

Fanny Salsabila<sup>1</sup>, Rahmalisa Aulia Fatharani<sup>2</sup>, Teguh Ammar Taqiyyuddin<sup>3</sup>,  
Muhammad Irfan Rizki<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Prodi Statistika, Universitas Padjadjaran

Jl. Raya Bandung Sumedang KM.21, Jatinangor, Kabupaten Sumedang, Jawa Barat 45363

Email: [fanny19001@mail.unpad.ac.id](mailto:fanny19001@mail.unpad.ac.id)<sup>1</sup>, [rahmalisa19001@mail.unpad.ac.id](mailto:rahmalisa19001@mail.unpad.ac.id)<sup>2</sup>,

[teguh18001@mail.unpad.ac.id](mailto:teguh18001@mail.unpad.ac.id)<sup>3</sup>, [muhammad18011@mail.unpad.ac.id](mailto:muhammad18011@mail.unpad.ac.id)<sup>4</sup>

\*Korespondensi penulis : [muhammad18011@mail.unpad.ac.id](mailto:muhammad18011@mail.unpad.ac.id)

### Abstrak

Inflasi telah menjadi bagian penting masalah perekonomian pada setiap negara, termasuk Indonesia. Kestabilan inflasi merupakan suatu hal yang penting karena inflasi yang rendah dan stabil merupakan prasyarat bagi pertumbuhan ekonomi sehingga memberikan manfaat bagi peningkatan kesejahteraan masyarakat. Penelitian ini menggunakan metode ARCH/GARCH dalam memodelkan laju inflasi periode bulanan di Indonesia selama periode Januari 1979 sampai April 2021. *Residual white noise heteroscedasticity* menunjukkan bahwa data memiliki sifat heteroskedastisitas. Untuk mengatasi sifat heteroskedastisitas pada data laju inflasi bulanan digunakan pemodelan dengan metode ARCH/GARCH. Model yang paling sesuai untuk melakukan prediksi laju inflasi bulanan adalah model GARCH (0, 1) yang dapat dilihat dari nilai *Akaike Information Criteria* terkecil baik pada AIC konstan maupun tidak konstan yaitu sebesar 1366,07 dan 1364,04. Berdasarkan nilai AIC terkecil maka mengindikasikan bahwa model yang diperoleh sudah cocok untuk prediksi.

**Kata kunci:** ARCH/GARCH, heteroskedastisitas, inflasi

### Abstract

Inflation has become an important part of economic problems in every country, including Indonesia. The stability of inflation is an important matter because low and stable inflation is a prerequisite for economic growth to provides benefits for improving the welfare of the community. This study uses the ARCH/GARCH methods in modeling the monthly inflation rate in Indonesia during the period January 1979 to April 2021. *Residual white noise heteroscedasticity* shows that the data has heteroscedasticity. To overcome the heteroscedasticity of the monthly inflation rate data, ARCH/GARCH methods are used. The most suitable model for predicting the monthly inflation rate is the GARCH model (0, 1) which can be seen from the smallest Akaike Information Criteria value both at constant and non-constant AIC, namely 1366.07 and 1364.04. Based on the smallest AIC value, it indicates that the model obtained is suitable for prediction.

**Keywords:** ARCH/GARCH, heteroscedasticity, inflation

Diterima : 14-08-2021, Disetujui : 01-02-2022, Terbit Online : 23-02-2022

## 1. Pendahuluan

Indonesia merupakan salah satu negara di Asia tenggara dengan potensi perekonomian yang tinggi sehingga menjadikan negara ini mengalami perkembangan ekonomi yang pesat. Tujuan perekonomian suatu negara adalah untuk memberikan kesejahteraan bagi masyarakatnya. Namun, pada negara terkait, masalah mungkin dapat muncul ketika proses pencapaian tujuan dilakukan, salah satunya adalah inflasi. Inflasi terjadi jika harga barang dan jasa mengalami peningkatan secara umum dan berkelanjutan dalam jangka waktu tertentu yang terjadi tidak hanya pada satu atau dua barang dan jasa. Tetapi dapat dikatakan inflasi jika peningkatan tersebut berdampak pada kenaikan harga pada barang lainnya [1].

Inflasi telah menjadi bagian penting masalah perekonomian pada setiap negara, termasuk Indonesia. Kestabilan inflasi merupakan suatu hal yang penting karena inflasi yang rendah dan stabil dapat dijadikan syarat pertumbuhan ekonomi sehingga dapat mewujudkan masyarakat yang sejahtera dan sebaliknya apabila inflasi tinggi dan tidak stabil maka kesejahteraan masyarakat berdasarkan pertumbuhan ekonomi pun tidak dapat tercapai. Pergerakan laju inflasi bulanan di Indonesia memiliki pengklasifikasian volatilitas, yaitu dalam kurun waktu tertentu terdapat kenaikan dan penurunan yang cukup drastis pada data. Hal ini disebut sebagai heteroskedastisitas pada data *time series*.

Penggunaan model ARCH pada data *time series* yang mengalami heteroskedastisitas dapat meningkatkan hasil estimasi prediksi menjadi lebih baik. Pada metode ARCH, volatilitas masa lalu mempengaruhi variansi *error* masa sekarang, sedangkan pada metode GARCH, volatilitas masa lalu dan variansi masa lalu mempengaruhi variansi *error* [13].

Pada penelitian ini menggunakan data *time series* berupa data laju inflasi dari bulan Januari 1979 sampai April 2021 di Indonesia sehingga jumlah data sebanyak 520 data. Pada data laju inflasi bulanan dapat terlihat dengan jelas fluktuasi dan pengelompokan volatilitas yang terjadi [2].

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Landasan Teori

#### 2.1.1 ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Metode Box-Jenkins atau *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) memiliki kelompok model antara lain: *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive-Moving Average* (ARMA), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) [10]. Dalam model AR, MA, dan ARMA diasumsikan bahwa data *time series* bersifat *stationary*. Apabila, data bersifat tidak *stationary* dalam rata-rata maka dapat ditangani dengan *differencing* dan proses transformasi jika data tidak *stationary* dalam variansi [8]. Persamaan Model ARIMA ( $p, d, q$ ) adalah sebagai berikut.

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Z_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t$$
$$\phi_p(B) Z_t (1 - B)^d = \theta_q(B) a_t$$

### 2.2.1 Identifikasi Data

Hal yang harus dilakukan dalam *forecasting* dengan metode ARIMA adalah identifikasi data dengan data yang digunakan harus bersifat *stationary* dalam rata-rata dan variansi. Untuk mengetahui kestasioneritasan data dapat melalui *plot time series* atau melalui uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dengan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$H_0 : \delta = 0$  (Artinya, data tidak *stationary*);

$H_1 : \delta < 0$  (Artinya, data *stationary*).

Berikut adalah statistik uji yang digunakan.

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + u_t \quad \tau^* = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})}$$

Tolak  $H_0$  jika  $|\tau^*| > \tau_{(n,\alpha)}$  dan terima  $H_0$  jika  $|\tau^*| < \tau_{(n,\alpha)}$  [7].

### 2.2.1 Pengujian Signifikansi Parameter

$H_0 : \theta = 0$  (Artinya, parameter tidak signifikan);

$H_1 : \theta \neq 0$  (Artinya, parameter signifikan).

Berikut adalah statistik uji yang digunakan.

$$t^* = \frac{\hat{\theta}}{se(\hat{\theta})}$$

Tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-n_p}$  dan terima  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| < t_{\frac{\alpha}{2}, n-n_p}$ .

### 2.2.2 Pengujian Asumsi Residual

#### a. Asumsi Residual White Noise

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \rho \dots = \rho_k = 0$  (Artinya, residual tidak berautokorelasi atau asumsi white Noise terpenuhi);

$H_1 : \text{minimal ada satu nilai } \rho_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, m$  (Artinya, residual berautokorelasi atau asumsi white Noise tidak terpenuhi).

Berikut adalah statistik uji yang digunakan.

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k$$

Tolak  $H_0$  jika  $Q > \chi_{(1-\alpha); df=k}^2$  atau p-value  $< \alpha$ , terima  $H_0$  jika  $Q < \chi_{(1-\alpha); df=k}^2$  atau p-value  $> \alpha$  [12].

#### b. Asumsi Normalitas Residual

$H_0 : F(\alpha_t) = F_0(\alpha_t)$  (Residual mengikuti distribusi normal);

$H_1 : F(\alpha_t) \neq F_0(\alpha_t)$  (Residual tidak mengikuti distribusi normal).

Berikut adalah statistik uji yang digunakan.

$$D = \max |F_0(x) - S_n(x)|$$

Tolak  $H_0$  jika p-value  $< \alpha$ , terima  $H_0$  jika p-value  $> \alpha$  [14].

### 2.2.3 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dalam analisis data *time series* penting dilakukan karena terdapat banyak model yang dapat mewakili data. Kriteria yang digunakan dalam pemilihan model terbaik pada penelitian ini adalah *Akaike's Information Criterion* (AIC). Dalam membandingkan dua atau lebih model ARIMA dengan menggunakan nilai AIC

dapat dinyatakan bahwa model dengan nilai AIC paling kecil merupakan model yang terbaik. Penentuan nilai AIC pada model dirumuskan sebagai berikut.

$$AIC = n \log \left( \frac{RSS}{n} \right) + 2k; RSS \text{ (Residual Sum of Square)} = \sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i^2$$

#### 2.2.4 Model ARCH – GARCH

Model ARCH – GARCH digunakan jika setelah pengujian residual *white Noise* menunjukkan hasil yang heteroskedastisitas. Penggunaan model ARCH – GARCH pada data *time series* dengan masalah heteroskedastisitas berperan dalam peningkatan hasil estimasi prediksi yang lebih baik.

Model ARCH berfungsi untuk menangani heteroskedastisitas dalam data. Pada model ARCH, variansi *error* ( $\sigma_t^2$ ) dipengaruhi oleh *error* pada periode sebelumnya ( $\epsilon_{t-1}^2$ ). Bentuk umum dari model ARCH adalah sebagai berikut [6].

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i \epsilon_{t-i}^2; \alpha_0 > 0; \alpha_i \geq 0; i = 1, 2, \dots, m; \sigma_t \text{ dan } \epsilon_t \text{ saling bebas.}$$

Model GARCH dibentuk untuk mengurangi jumlah ordo yang cukup tinggi pada model ARCH karena bersesuaian dengan prinsip pemilihan model yang lebih sederhana, sehingga akan menghasilkan variansi yang selalu positif. Bentuk umum dari model GARCH adalah sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \epsilon_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2$$

#### 2.2.5 Pengujian Pengaruh ARCH – GARCH

Setelah mendapatkan model ARIMA, langkah berikutnya adalah melakukan pengujian dengan tujuan mendeteksi keberadaan efek heteroskedastisitas. Untuk menguji efek heteroskedastisitas dalam data dilakukan pengujian pada residual kuadrat dari model terbaik yang telah didapat sebelumnya, yaitu dengan menggunakan uji *Q-Ljung Box* [15] dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0$  : (1) = (2) = ... = (k) = 0 (Artinya, tidak terdapat efek heteroskedastisitas);

$H_1$  : paling sedikit terdapat satu  $k \in 1, 2, \dots, m$  dengan  $\rho(k) \neq 0$  (Artinya, terdapat efek heteroskedastisitas).

Berikut adalah statistik uji yang digunakan.

$$Q = (n + 2) \sum_{i=1}^m \frac{p_i}{n-i}; i = \text{banyak lag}$$

Tolak  $H_0$  jika  $Q > \chi_{(i)}^2$ , terima  $H_0$  jika  $Q < \chi_{(i)}^2$ .

#### 2.2.6 Pemilihan Model Terbaik ARCH – GARCH

Apabila efek ARCH dan GARCH terdeteksi, langkah berikutnya adalah penentuan ordo ARCH – GARCH berdasarkan plot PACF dari residual  $\sigma_t^2$ . Penentuan ordo ARCH – GARCH dapat melalui nilai AIC dengan rumus sebagai berikut.

$$AIC_C = -2 \log \text{likelihood} + 2(q + 1) \left( \frac{N}{N-q-2} \right), \text{ tidak konstan}$$

$$AIC_C = -2 \log \text{likelihood} + 2(q + 1) \left( \frac{N}{N-q-3} \right), \text{ konstan}$$

Dengan demikian, apabila residual  $\sigma_t^2$  berpola AR( $p$ ) maka residual mengikuti model ARCH( $p$ ). Langkah berikutnya adalah estimasi dan uji signifikansi parameter ARCH – GARCH. Model divalidasi dengan uji LM dan langkah terakhir adalah *forecasting* nilai  $\sigma_t^2$  [8].

### 3. Hasil dan Pembahasan

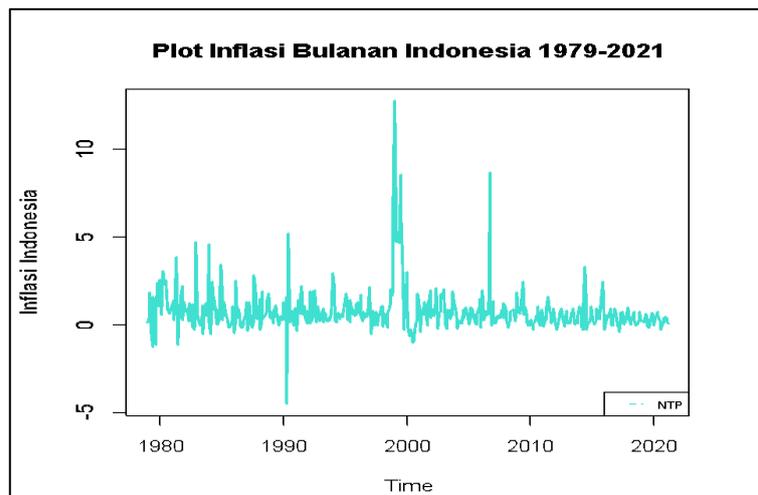
#### 3.1 Analisis Awal Data Laju Inflasi

Data laju inflasi yang digunakan adalah data bulanan dimulai dari Bulan Januari 1979 sampai dengan Bulan April 2021 [2]. Hasil pada penelitian ini diperoleh melalui pengolahan data dengan menggunakan *software* R 4.0.3.

Tabel 1. Statistika Deskriptif Data Laju Inflasi Bulanan Indonesia

Minimum	Kuartil Bawah (Q1)	Median	Mean	Kuartil Atas (Q3)	Maksimum
-4,530	0,1400	0,4650	0,7290	0,9425	12,760

Tabel 1. menunjukkan *output* statistika deskriptif dari data laju inflasi, yaitu nilai minimum, kuartil bawah (Q1), median, mean, kuartil atas (Q3), dan maksimum. Langkah awal yang dilakukan adalah menggambarkan perkembangan laju inflasi dalam periode penelitian melalui identifikasi awal *plot time series* seperti pada Gambar 1.



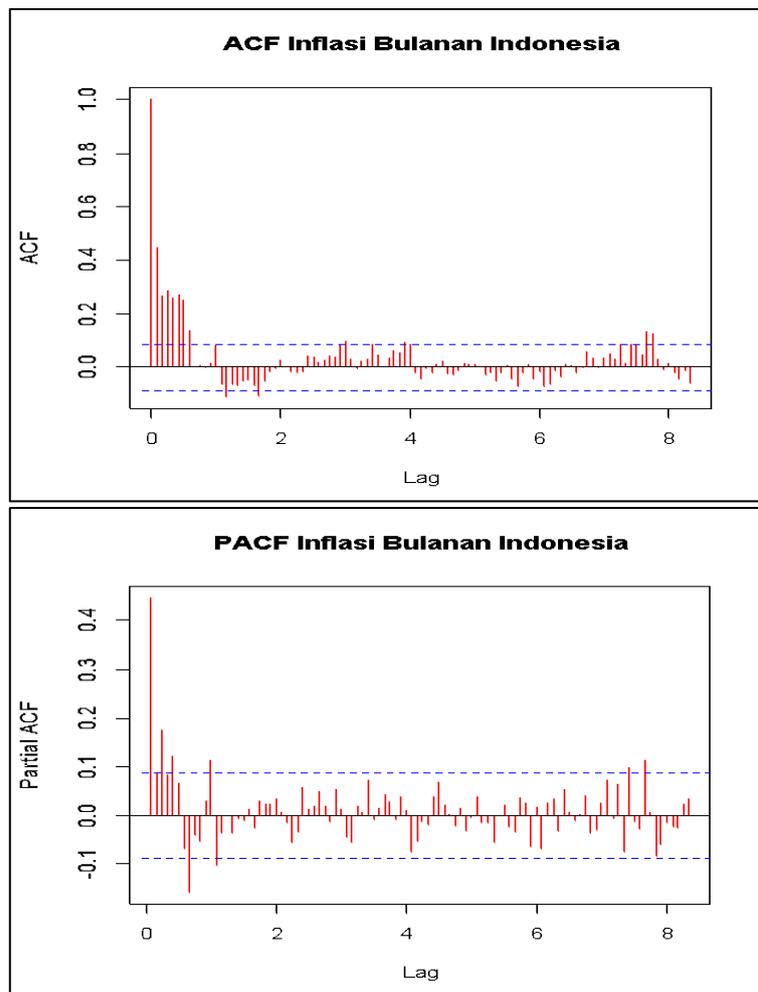
Gambar 1. Grafik Plot Time Series Laju Inflasi

Pemeriksaan atau identifikasi awal dengan *plot time series* dilakukan guna menentukan metode analisis model yang akan dilakukan dan identifikasi awal variansi data. Dari *plot* tersebut, terlihat bahwasanya pola data cenderung konstan sedangkan simpangan data tidak konstan, terlihat adanya volatilitas yang sangat tinggi dan sangat rendah pada inflasi bulanan Indonesia. Dengan volatilitas terendah terjadi pada bulan Mei tahun 1990, sedangkan volatilitas tertinggi terjadi pada bulan Februari tahun 1999. Hal ini terjadi karena pada tahun 1990-an, pemerintah bermaksud untuk menekan laju inflasi tetapi tidak tercapai karena adanya misi ganda Bank Indonesia sebagai agen pembangunan, yaitu memberikan kredit yang tidak terbatas. Akibatnya, tingkat inflasi menjadi penyebab krisis moneter di Indonesia dan Asia sehingga mengalami pelonjakan inflasi pada tahun 1999. Kemudian, pada tahun 2000 – 2006 inflasi masih terjadi di

Indonesia yang dapat terlihat pada akhir tahun 2006 yang memperlihatkan volatilitas inflasi cukup tinggi. Kondisi ini disebabkan oleh penyesuaian harga bahan bakar yang menjadi faktor utama penyebab inflasi.

### 3.2 Uji Stasioneritas Data

Uji stasioneritas data berfungsi untuk melihat kekonsistenan rata-rata dan variansi data, jika data tidak *stationary* maka dilakukan *differencing* sampai data *stationary*. Metode pengujian *stationarity* terhadap variansi adalah menggunakan uji Box-Cox Lambda, sedangkan stasioneritas terhadap rata-rata dapat dilakukan dengan memperhatikan visualisasi dari plot ACF dan PACF, serta dengan uji unit root *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) [5].



Gambar 2. Plot ACF dan PACF Data Laju Inflasi Indonesia

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 2 di atas, terlihat bahwa data tidak *stationary* karena terdapat nilai ACF dan PACF yang tidak berada pada diantara batas normal (garis putus-putus) atau lag yang memotong (*cut-off lag*). Untuk ACF, perpotongan terjadi pada lag 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, dan 8 sedangkan untuk PACF perpotongan terjadi pada lag 1, 3, 5, 8, dan 12. Plot ACF dan PACF juga digunakan dalam penentuan orde  $AR(p)$  dan  $MA(q)$  dari suatu model  $ARIMA(p, d, q)$  yang terbaik. Dalam pengujian stasioneritas terhadap variansi, hasil  $\lambda$  yang diperoleh yaitu sebesar 0,7086011 dianggap

belum *stationary*. Maka, perlu dilakukan transformasi dan menghasilkan nilai sebesar 0,9287479, dimana nilai ini sudah dianggap *stationary* karena mendekati angka.

Tabel 2. Output Nilai dari Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)	
Statistik – t	-6,512
P – value	0,01

Berdasarkan Tabel 2. dapat disimpulkan bahwa data laju inflasi bulanan Indonesia tidak terdapat *unit root* atau data *stationary* terhadap rata-rata sehingga proses *differencing* tidak harus dilakukan.

### 3.3 Identifikasi Model ARIMA

Hasil pengujian stasioneritas data laju inflasi bulanan Indonesia selama periode Bulan Januari 1979 sampai dengan Bulan April 2021 sudah bersifat *stationary* terhadap variansi dan rata-ratanya. Maka, data sudah dapat dianalisis dengan menerapkan model Box-Jenkins. Dalam menentukan model ARIMA yang paling cocok, dapat dilihat dari ordo  $p$  pada  $AR(p)$  dan ordo  $q$  pada  $MA(q)$  [11].

*Plot ACF* dan *PACF* pada Gambar 2. menunjukkan bahwa kedua *plot* mengalami *cut-off lag* sehingga model yang tepat adalah  $AR(p)$  atau  $MA(q)$ . Selanjutnya adalah menentukan nilai estimasi parameter dalam model AR atau MA. Pada analisis ini, pemilihan model yang cocok untuk *forecasting* didasarkan pada hasil AIC terkecil. Penentuan model terbaik juga dilakukan dengan cara mencoba setiap ordo yang mungkin [11]. Dari beberapa model ARIMA yang telah dicobakan, model estimasi sementara data inflasi bulanan Indonesia yang paling cocok adalah ARMA (5,0,4), dengan hasil estimasi pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Estimasi Model Inflasi Bulanan Indonesia, ARMA

Variabel	Koefisien	Statistik – z	Probabilitas ( $Pr(>  z )$ )
AR1	0,9092	8,8461	$< 2,2 \times 10^{-16***}$
AR2	-0,9661	-14,1336	$< 2,2 \times 10^{-16***}$
AR3	1,1185	25,5839	$< 2,2 \times 10^{-16***}$
AR4	-0,9187	-9,3869	$< 2,2 \times 10^{-16***}$
AR5	0,3997	7,8332	$4,756 \times 10^{-15***}$
MA1	-0,5457	-5,2707	$1,359 \times 10^{-15***}$
MA2	0,7878	16,8449	$< 2,2 \times 10^{-16***}$
MA3	-0,7446	-11,4557	$< 2,2 \times 10^{-16***}$
MA4	0,7321	9,1564	$< 2,2 \times 10^{-16***}$
Intersep	0,7379	5,9912	$2,083 \times 10^{-9***}$
AIC			1509,9
Estimasi Variansi			1,082
Log – Likelihood			-743,54

Keterangan: (\*\*\*) signifikan pada  $\alpha < 1\%$

Model ARMA (5,0,4) pada Tabel 3. menunjukkan bahwa parameter estimasi untuk setiap variabel signifikan secara statistik pada  $\alpha < 1\%$ . Nilai estimasi variansi yang diperoleh yaitu sebesar 1,082, nilai AIC sebesar 1509,9, dan log-likelihood sebesar -743,54 yang paling kecil dari model lainnya.

### 3.4 Pengujian Asumsi Residual

Model ARIMA dapat dikatakan baik apabila model memenuhi asumsi residual yang bersifat *white noise* atau residual tidak berautokorelasi dengan uji *Q-Ljung Box*. Pada model ARMA (5,0,4) diperoleh nilai *p-value* sebesar 0,8844 sehingga asumsi *white noise* residual pada model terbukti.

Selain itu, dilakukan juga pengujian asumsi normalitas dari residual dengan uji *Jarque-Bera*. Pada pengujian normalitas residual model ARMA (5,0,4) diperoleh besar *p-value* sebesar  $3,106 \times 10^{-5} < \alpha = 5\%$ , artinya model estimasi ARMA (5,0,4) tidak memenuhi asumsi normalitas residual. Akan tetapi, normalitas dapat diasumsikan dengan teorema dalil limit pusat karena jumlah observasi sangat besar yaitu sebanyak 520 data, sehingga asumsi normalitas residual dapat diabaikan [4]. Residual yang tidak normal juga dapat mengindikasikan kondisi heteroskedastisitas yang dapat menunjukkan adanya proses ARCH-GARCH [14].

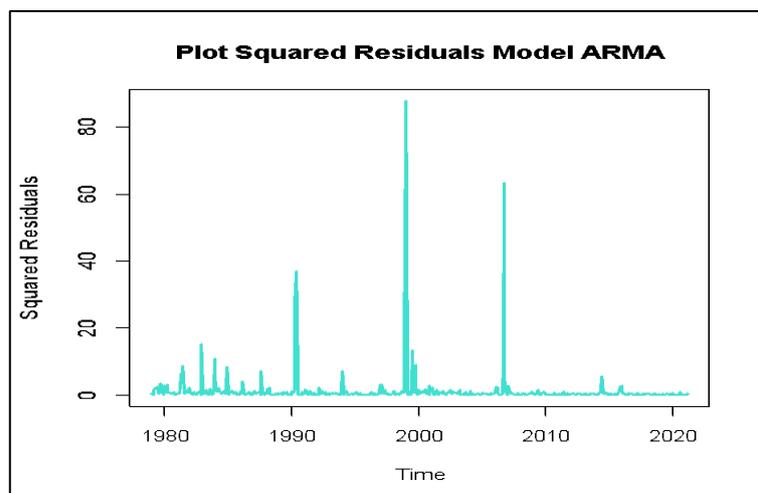
### 3.5 Pengujian Efek Heteroskedastisitas

Hasil estimasi pada Tabel 3. menunjukkan estimasi dari model ARMA (5,0,4) tanpa adanya efek ARCH/GARCH sehingga perlu dilakukannya pendeteksian masalah heteroskedastisitas dengan uji *Q-Ljung Box*. Pada hasil pengujian data inflasi, diperoleh nilai *p-value* sebesar  $8,738 \times 10^{-8} < \alpha = 5\%$ , artinya terjadi heteroskedastisitas pada model ARMA (5,0,4).

### 3.6 Identifikasi Model ARCH-GARCH

#### a. Plot Kuadrat Residual Model ARMA (5,0,4)

Langkah awal yang dilakukan dalam pemodelan ARCH-GARCH adalah menggambarkan residual kuadrat dari model ARMA (5,0,4) melalui *plot* seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Plot Kuadrat Residual Model ARMA (5,0,4)

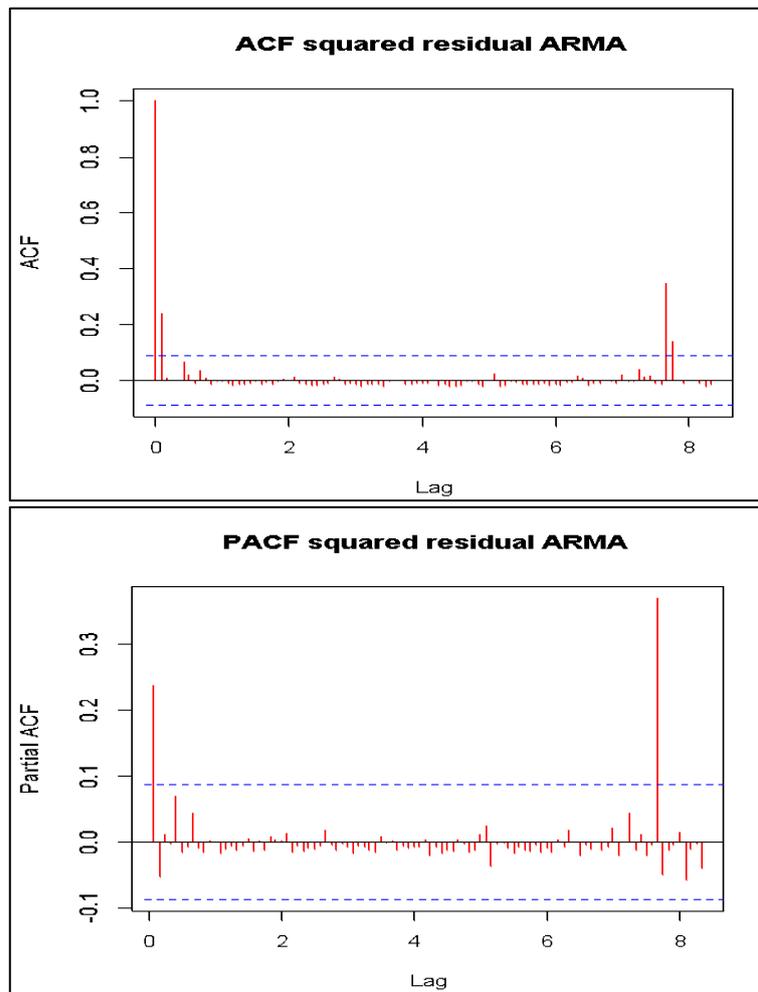
Dari Gambar 3. menunjukkan bahwa adanya garis-garis nilai kuadrat residual yang mengindikasikan heteroskedastisitas pada data.

### b. Pendeteksian Efek ARCH dengan ARCH-Lagrange Multiplier

Sebelum dilakukan identifikasi model ARCH-GARCH, perlu dilakukan uji ARCH-Lagrange Multiplier yang merupakan uji pembuktian bahwa model ARMA yang sebelumnya ditentukan mengandung masalah heteroskedastisitas atau terdapat efek ARCH/GARCH pada estimasi uji Box-Jenkins [3]. Pada hasil analisis pengujian ARCH-LM, diperoleh nilai  $p\text{-value} < 2,2 \times 10^{-16}$ , artinya variansi residual tidak konstan atau terbukti unsur ARCH terkandung pada model tersebut.

### c. Model Estimasi ARCH-GARCH

Berikut merupakan plot ACF dan PACF data kuadrat residual model ARMA (5,0,4).



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Data Kuadrat Residual Model ARMA (5,0,4)

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 4. terlihat bahwa data tidak *stationary* karena terdapat nilai ACF dan PACF yang tidak berada diantara batas normal

atau *cut-off lag*. Untuk ACF, perpotongan terjadi pada lag 1 dan 2 sedangkan untuk PACF perpotongan terjadi pada lag 1. Plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan orde AR( $p$ ) dan MA( $q$ ) dari suatu model ARCH ( $p,q$ ) yang terbaik. Maka, ditentukan bahwa model ARCH yang mungkin adalah GARCH (1,1), GARCH (1,2), ARCH (0,1), dan ARCH (0,2). Penentuan model yang paling sesuai adalah dengan melihat nilai AIC konstan dan tidak konstan, dengan hasil berikut.

Tabel 4. Pemilihan Model ARCH-GARCH

Model	N	q	Log-Likelihood	AIC: Tidak Konstan	AIC: Konstan
GARCH (1,1)	520	1	-688,63	1381,30	1383,32
GARCH (1,2)	520	2	-685,59	1377,22	1379,25
<b>GARCH (0,1)</b>	<b>520</b>	<b>1</b>	<b>-680,01</b>	<b>1364,04</b>	<b>1366,07</b>
GARCH (0,2)	520	2	-686,52	1379,09	1381,12

Berdasarkan Tabel 4. terlihat bahwa nilai AIC baik konstan maupun tidak konstan yang paling kecil terdapat pada model GARCH (0,1). Maka dari itu, dari beberapa model GARCH yang telah dicobakan, model estimasi ARCH-GARCH yang paling sesuai adalah GARCH (0,1), dengan hasil estimasi pada Tabel 5.

Tabel 5. Model Estimasi ARCH-GARCH (0,1)

Model	Variabel	Koefisien	Statistik - t	Probabilitas ( $Pr(>  z )$ )
GARCH (0,1)	$a_0$	0,67995	37,352	$< 2 \times 10^{-16***}$
	$a_1$	0,34185	7,028	$2,1 \times 10^{-12***}$
	Uji Normalitas Kuadrat Residual (Jarque-Bera)			$< 2,2 \times 10^{-16***}$
	Uji White Noise Kuadrat Residual (Box-Ljung)			0,8029
	Nilai AIC Konstan			13666
	Nilai AIC Tidak Konstan			1364,07378

Keterangan: (\*\*\*) signifikan pada  $\alpha < 1\%$

Berdasarkan model GARCH (0,1) pada Tabel 5. menunjukkan bahwa parameter estimasi untuk setiap variabel signifikan secara statistik pada  $\alpha < 1\%$ . Hasil pengujian menunjukkan tidak terpenuhinya asumsi normalitas kuadrat residual dikarenakan nilai  $p$ -value yang dihasilkan lebih kecil dari  $\alpha = 5\%$  dan asumsi *white Noise* atau non-autokorelasi terpenuhi karena menghasilkan nilai  $p$ -value yang lebih besar dari  $\alpha = 5\%$ .

### 3.7 Prediksi dengan Model GARCH (0,1)

#### a. Hasil Prediksi Laju Inflasi untuk 12 Periode

Rumusan model yang diperoleh dari model ARMA (5,0,4) adalah:

$$X_t = 0,7379 + 0,9092X_{t-1} - 0,9661X_{t-2} + 1,1185X_{t-3} - 0,9187X_{t-4} + 0,3997X_{t-5} \\ + a_t - 0,5457a_{t-1} + 0,7878a_{t-2} - 0,7446a_{t-3} + 0,7321a_{t-4}$$

Rumusan model yang diperoleh dari model GARCH (0,1) adalah:

$$\sigma_t^2 = 0,67995 + 0,34185\varepsilon_{t-1}^2$$

Setelah mendapatkan model terbaik yaitu ARMA (5,0,4) – GARCH (0,1), diperoleh hasil prediksi data laju inflasi bulanan Indonesia pada periode bulan Mei 2021 sampai dengan bulan April 2022 dapat ditunjukkan pada Tabel 6.

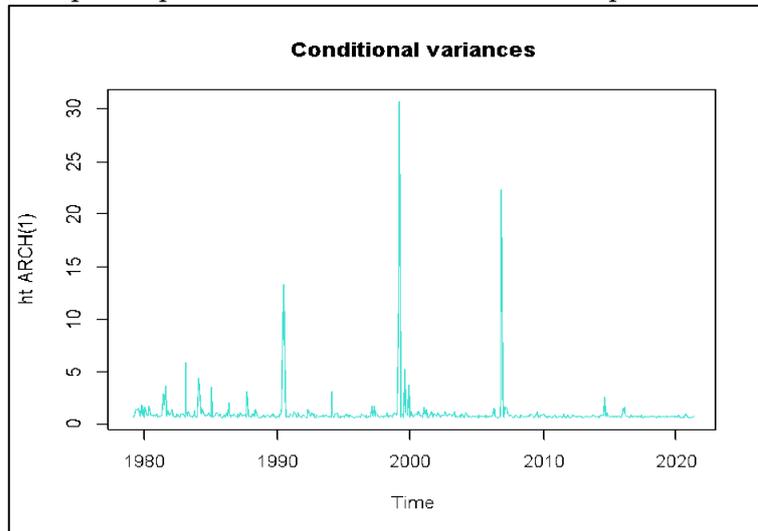
Tabel 6. Hasil Prediksi Laju Inflasi pada 12 Periode Berikutnya

Periode	Prediksi	Batas Bawah 0,95	Batas Atas 0,95
Mei 2021	0,346	-1,695	2,388
Juni 2021	0,642	-1,528	2,813
⋮	⋮	⋮	⋮
Maret 2022	0,645	-1,742	3,032
April 2022	0,804	-1,583	3,192

Dari Tabel 6. terlihat bahwa hasil prediksi pada tiap periode yang diperoleh tepat berada pada interval atau rentang batas bawah dan batas atas. Hasil prediksi laju inflasi ini digambarkan dalam plot sebagai berikut.

**b. Conditional Variance**

Berikut merupakan plot *Conditional Variance* dari hasil prediksi.



Gambar 5. Plot Conditional Variance dari Hasil Prediksi

Berdasarkan Gambar 5 menunjukkan bahwa kondisi volatilitas laju inflasi paling tidak stabil adalah pada tahun 1990, 1997 sampai dengan 1999, dan 2005. Laju inflasi sampai dengan tahun 2021 terlihat semakin rendah. Dengan demikian, dapat diperkirakan bahwa besar laju inflasi di masa yang akan datang akan semakin stabil [9].

**4. Kesimpulan**

1. Pada data laju inflasi bulanan di Indonesia terindikasi mengalami masalah heteroskedastisitas atau adanya pelanggaran asumsi homoskedastisitas karena adanya tingkat volatilitas inflasi yang sangat tinggi yaitu pada tahun 1990, 1997 sampai dengan 1999, dan 2005 sehingga model ARMA (5,0,4) tidak dapat digunakan dalam prediksi. Maka, digunakanlah model GARCH (0,1) yang paling sesuai dan baik untuk melakukan prediksi laju inflasi bulanan dengan persamaan:  $\sigma_t^2 = 0,67995 + 0,34185\varepsilon_{t-1}^2$ .

2. Model GARCH (0,1) mampu memprediksi data laju inflasi Indonesia dengan baik, yang dapat dilihat dari nilai AIC (*Akaike Information Criteria*) terkecil baik pada AIC konstan maupun tidak konstan yaitu masing-masing sebesar 1366,07171 dan 1364,04841. Berdasarkan nilai AIC terkecil maka mengindikasikan bahwa model yang didapat sudah cocok untuk prediksi.

Dalam penelitian ini, penulis menyarankan bahwa hasil analisis ini dapat dijadikan acuan bagi pihak dan lembaga terkait dalam melakukan prediksi yaitu dengan digunakannya model ARCH-GARCH. Hal ini dikarenakan adanya tingkat volatilitas yang tinggi pada inflasi di tahun tertentu sehingga mengakibatkan adanya efek heteroskedastisitas. Dengan hasil analisis ini, diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan dalam menentukan regulasi untuk kedepannya.

### Daftar Pustaka

- [1] Bank Indonesia. (n.d.). *Inflasi*. Retrieved June 26, 2021, from <https://www.bi.go.id/id/fungsi-utama/moneter/inflasi/default.aspx>
- [2] *Laju Inflasi Bulanan Indonesia*. (2021). <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2019/01/08/laju-inflasi-bulanan-indonesia-mtom>
- [3] Syukrina, F. (2020). *Penerapan Metode Peramalan Model GARCH dalam Memprediksi Indeks DST (Studi Kasus LAPAN Bandung)*. Universitas Padjadjaran.
- [4] Lathifah Yulyanisa, Dodi Devianto, M. (2020). Model Inflasi Di Indonesia dengan Menggunakan ARIMA. *Jurnal Matematika UNAND*, 2(1), 65–74.
- [5] Khairunisa, A. pani desvina dan. (2018). Penerapan Metode Arch / Garch Dalam Meramalkan Transaksi Nilai Tukar ( Kurs ) Jual Mata Uang Indonesia ( IDR ) Terhadap Mata Uang Eropa ( GBP ). *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, 4(2), 114–123.
- [6] Lubis, D. S. (2016). Analisis Nilai dan Ramalan Inflasi dengan Model ARCH dan GARCH. *At-Tijarah*, 2(1).
- [7] Damodar Gujarati, D. P. (2008). *Basic Econometrics* (5th Editio). McGraw Hill Education.
- [8] O. Nur Iriawan, Septin Puji Astuti, H. S. (2006). *Mengolah Data Statistik dengan Mudah Menggunakan Minitab 14* (1st editio). Andi.
- [9] Mulyana. (2004). *Buku Ajar Analisis Deret Waktu*. FMIPA Universitas Padjadjaran Jurusan Statistika.
- [10] Liummah, K., Nastiti, A., & Suharsono, A. (2012). Analisis Volatilitas Saham Perusahaan Go Public dengan Metode ARCH-GARCH. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 1(1), D-259-D-264. [http://ejournal.its.ac.id/index.php/sains\\_seni/article/view/2030](http://ejournal.its.ac.id/index.php/sains_seni/article/view/2030)
- [11] Puspitasari, P., Kurniasih, D., & Kiloes, A. M. (2019). Aplikasi Model ARCH-GARCH dalam Menganalisis Volatilitas Harga Bawang Merah. *Informatika Pertanian*, 28(1), 21. <https://doi.org/10.21082/ip.v28n1.2019.p21-30>
- [12] Abd. Razak, F., Shitan, M., Hashim, A. H., & Z. Abidin, I. (2009). Load Forecasting Using Time Series Models. *Jurnal Kejuruteraan*, 21(1), 53–62. <https://doi.org/10.17576/jkukm-2009-21-06>
- [13] Santoso, T. (2011). Aplikasi Model GARCH pada Data Inflasi Bahan Makanan Indonesia Periode 2005.-2010.6. *Jurnal Organisasi Dan Manajemen*, 7(1), 38–52. <http://jurnal.ut.ac.id/index.php/jom/article/view/84>
- [14] Widarjono, A. (2002). *Aplikasi Model Arch*. 7(1), 71–83.
- [15] Widasari., L. P. dan N. W. (2012). Aplikasi Model ARCH-GARCH dalam Peramalan Tingkat Inflasi. *Jurnal Sains Dan Seni Pomits*, 1(1).