# TUGAS AKHIR EKONOMETRI

# ANALISIS TINGKAT INFLASI UMUM TAHUN 2009-2023 MENGGUNAKAN MODEL GARCH



# **DISUSUN OLEH:**

Wahyu Dimasdi Putra (2106704736)

Ekonometri (A)

DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS INDONESIA
TAHUN AJARAN 2023/2024

#### **Abstract**

Dengan menggunakan data time series tentang tingkat inflasi umum di Indonesia dari Januari 2009 hingga November 2023, melalui pendekatan ARIMA-GARCH, studi ini mengidentifikasi bahwa deret waktu stasioner berdasarkan uji ADF. Model ARIMA(2,1,3) terpilih sebagai yang terbaik, namun, residu ARIMA menunjukkan heteroskedastisitas sebelum lag ke-20 berdasarkan uji LM. Model GARCH(1,0) dipilih sebagai yang terbaik, dengan residu GARCH menunjukkan adanya autokorelasi berdasarkan uji Ljung-Box. Analisis grafik menunjukkan perubahan signifikan dalam volatilitas, terutama pada periode tertentu yang bisa dikaitkan dengan peristiwa ekonomi. Prediksi volatilitas ke depan menunjukkan fluktuasi yang berpotensi memengaruhi tingkat inflasi. Temuan ini menggarisbawahi pentingnya autokorelasi, heteroskedastisitas, dan fluktuasi volatilitas dalam memahami dinamika tingkat inflasi, serta implikasi kebijakan ekonomi yang dapat dipertimbangkan.

Kata Kunci: Inflasi, Time Series, ARIMA, GARCH, Heteroskedastisitas, Volatilitas

#### I. Introduction.

Inflasi merupakan salah satu indikator utama dalam ekonomi yang memiliki dampak yang signifikan terhadap stabilitas ekonomi suatu negara. Di Indonesia, seperti negara-negara lainnya, pemahaman yang dalam mengenai dinamika inflasi menjadi krusial dalam merancang kebijakan ekonomi yang efektif. Melalui pendekatan statistik dan penggunaan model ARIMA-GARCH, studi ini memperoleh wawasan yang mendalam tentang perilaku tingkat inflasi Indonesia dari periode Januari 2009 hingga November 2023.

Analisis dimulai dengan pengujian terhadap stasioneritas data time series menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Hasilnya menunjukkan bahwa data inflasi tersebut memenuhi kriteria stasioner, memungkinkan analisis lanjutan untuk melihat model yang sesuai untuk peramalan inflasi. Model ARIMA(2,1,3) terpilih sebagai yang terbaik dalam menggambarkan perilaku inflasi sebelumnya. Namun, evaluasi terhadap residu model ARIMA menunjukkan adanya heteroskedastisitas sebelum lag ke-20, menandakan adanya pola sistematis dalam varians residual.

Pada tahap selanjutnya, studi ini mengevaluasi beberapa model GARCH untuk melihat model mana yang paling cocok dengan data inflasi yang diamati. GARCH(1,0) dipilih sebagai model terbaik berdasarkan beberapa kriteria evaluasi. Namun, analisis terhadap residu GARCH menunjukkan adanya autokorelasi dalam model, menambah kompleksitas dalam memahami volatilitas inflasi di masa depan.

Dengan perubahan volatilitas yang signifikan, prediksi volatilitas 36 bulan ke depan menunjukkan fluktuasi yang dapat memengaruhi tingkat inflasi di Indonesia. Dengan menyoroti adanya autokorelasi, heteroskedastisitas, dan fluktuasi volatilitas dalam model, penelitian ini memberikan pemahaman lebih dalam terkait dengan dinamika inflasi, yang kemudian dapat menjadi dasar bagi perumusan kebijakan ekonomi yang lebih tepat di masa mendatang.

# II. Identification Strategy

#### 1. Data Sourcing

Data yang digunakan adalah data yang bersumber dari situs web resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Jenis data yang digunakan ialah data time series mengenai tingkat inflasi umum di Indonesia. Data disajikan dalam format bulanan yang dimulai dari Januari 2009 hingga November 2023. Karena data diperoleh dari Badan Pusat Statistik, dapat diasumsikan bahwa data tersebut telah melewati proses pengumpulan, pengolahan, dan verifikasi yang ketat untuk memastikan validitas, keakuratan, dan kualitasnya. Berikut adalah tampilan datanya:

			_	-
Tahun/Bulan	Umum	Inti	Harga Yang Diatur Pemerintah	Barang Bergejolak
2023	2,19	1,65	1,32	5,24
November	0,38	0,12	0,08	1,72
Oktober	0,17	0,08	0,46	0,21
September	0,19	0,12	0,23	0,37
Agustus	-0,02	0,13	-0,02	-0,51
Juli	0,21	0,13	0,44	0,17
Juni	0,14	0,12	-0,02	0,44
Mei	0,09	0,06	-0,25	0,49
April	0,33	0,25	0,69	0,29
Maret	0,18	0,16	0,12	0,29
Februari	0,16	0,13	0,14	0,28
Januari	0,34	0,33	-0,55	1,40
2022	5,51	3,36	13,34	5,61
Desember	0,66	0,22	0,73	2,24
November	0,09	0,15	0,14	-0,22
Oktober	-0,11	0,16	0,33	-1,62
September	1,17	0,30	6,18	-0,79
Agustus	-0,21	0,38	0,33	-2,90

Meskipun terdapat variabel lain yaitu infasi inti, harga yang diatur pemerintah, dan barang bergejolak, tetapi pada penelitian ini akan difokuskan untuk membahas tingkat inflasi yang umum saja.

#### 2. Estimating equation

#### a. Uji Stasioneritas

Digunakan uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* untuk melihat kestasioneran data time seriesnya. Uji ini memeriksa apakah terdapat akar unit atau unit root dalam deret waktu. Unit root menunjukkan bahwa deret waktu memiliki struktur non-stasioner, artinya memiliki tren atau pola yang memengaruhi perilaku datanya. Adapun hipotesis ujinya sebagai berikut :

 $H_0$ : Terdapat unit root pada deret waktu yang menunjukkan non-stasioneritas.  $H_1$ : Tidak terdapat unit root pada deret waktu yang menunjukkan stasioneritas.  $H_0$  akan ditolak jika p-value < nilai alpha yang ditentukan ( $\alpha$ =0.05).

```
Berikut hasil uji Augmented Dickey-Fuller (ADF):
> data_xts <- xts(datab$Umum, order.by = datab$Tanggal)
> adf.test(data_xts)#Uji stasioneritas

Augmented Dickey-Fuller Test

data: data_xts
Dickey-Fuller = -4.8793, Lag order = 5, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Dari hasil code tersebut dapat disimpulkan dengan alpha sebesar 0.05  $H_0$  ditolak. Hal ini berarti bahwa deret waktu yang digunakan adalah deret waktu yang stasioner.

#### b. Evaluasi berbagai model ARIMA

Terdapat beberapa kriteria evaluasi model pada pemodelan dan peramalan deret waktu, contohnya dengan Mean Error (ME), Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), tetapi pada studi ini akan terbatas hanya pada kriteria yang paling umum yaitu; Akaike's Information Criteria (AIC) untuk memilih model terbaik dalam hal kesederhanaan model. Sebuah model dengan nilai AIC yang lebih rendah lebih baik daripada yang memiliki nilai AIC yang lebih tinggi. Berikut adalah hasil evaluasinya:

```
> auto.arima(data xts, trace = T)
ARIMA(2,1,2) with drift
ARIMA(0,1,0) with drift ARIMA(1,1,0) with drift ARIMA(0,1,1) with drift ARIMA(0,1,1) with drift ARIMA(0,1,0)
                                                      : 279.7862
: 280.5995
                                                     : 237.9422
: 277.7445
: 205.7598
                                                                                       Now re-fitting the best model(s) without approximations...
                                                                                       ARIMA(2.1.3)
ARIMA(1,1,2) with drift
ARIMA(2,1,1) with drift
ARIMA(3,1,2) with drift
ARIMA(2,1,3) with drift
                                                     : 197.0232
: Inf
                                                                                       Best model: ARIMA(2,1,3)
                                                     : 191.1309
ARIMA(2,1,3) with drift ARIMA(3,1,3) with drift ARIMA(3,1,3) with drift ARIMA(2,1,4) with drift ARIMA(1,1,4) with drift ARIMA(3,1,4) with drift ARIMA(2,1,3)
                                                                                      Series: data_xts
ARIMA(2,1,3)
                                                     : Inf
                                                     : Inf
: Inf
: 189.0218
                                                                                      Coefficients:
                                                                                      ar1 ar2 ma1 ma2 ma3 0.9632 -0.9765 -1.8377 1.7069 -0.8002 s.e. 0.0290 0.0336 0.1004 0.2011 0.1172
ARIMA(1,1,3)
ARIMA(2,1,2)
ARIMA(3,1,3)
                                                     : 197.6872
: 194.6154
                                                        Inf
201.5754
                                                                                      ARIMA(2.1.4)
ARIMA(1,1,2)
ARIMA(1,1,4)
                                                        203.6769
                                                      : 196.4359
ARIMA(3.1.2)
                                                      : Inf
ARIMA(3,1,4)
```

```
Berikut adalah bentuk umum untuk ARIMA (p,d,q) :  (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p) (1 - L)^d X_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_n L^q) \varepsilon_t
```

#### Dimana:

- $X_t$  adalah nilai pada waktu t,
- L adalah operator lag (penggeser),
- $\phi_i$  adalah koefisien autoregressive untuk lag ke-i,
- $\theta_i$  adalah koefisien moving average untuk lag ke-i
- c adalah konstanta

Dari hasil code di atas terlihat bahwa model time series terbaik yang didapat adalah ARIMA(2,1,3). Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut memiliki keseimbangan yang baik antara kesederhanaan dan akurasi peramalan.

```
> modell=arima(data_xts, order=c(2,1,3))
> coeftest(model1)

z test of coefficients:

    Estimate Std. Error    z value    Pr(>|z|)
ar1    0.963155    0.029049    33.1566 < 2.2e-16 ***
ar2 -0.976548    0.033602 -29.0619 < 2.2e-16 ***
ma1 -1.837658    0.100414 -18.3009 < 2.2e-16 ***
ma2    1.706860    0.201089    8.4881 < 2.2e-16 ***
ma3 -0.800187    0.117201    -6.8275    8.643e-12 ***
---
Signif. codes:    0 '***' 0.001 '**' 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' ' 1</pre>
```

Sehingga berikut adalah estimasi modelnya:

```
\Delta X_t = c + 0.9632 \Delta X_{t-1} - 0.9765 \Delta X_{t-2} - 1.8377 \varepsilon_{t-1} + 1.7069 \varepsilon_{t-2} - 0.8002 \varepsilon_{t-3} + \varepsilon_{-t}
```

Secara keseluruhan, semua koefisien dalam model ARIMA(2,1,3) memiliki nilai yang signifikan secara statistik. Hal ini menunjukkan bahwa semua komponen AR dan MA dalam model secara signifikan berkontribusi dalam mempengaruhi perilaku atau perubahan dalam data deret waktu.

Untuk dapat lanjut ke analisis GARCH akan dilihat stasioneritas dan heteroskedastisitas residual ARIMA yang dipilih. Pertama akan dilihat stasioneritas residualnya. Berikut adalah hasilnya:

```
> residuals_model1 <- residuals(model1)</pre>
> adf_test_result <- adf.test(residuals_model1)</pre>
Augmented Dickey-Fuller Test
alternative: stationary
Type 1: no drift no trendType 2: with drift no trend Type 3: with drift and trend
                                                         lag ADF p.value
[1,] 0 -10 01
                          lag ADF p.value
[1,] 0 -10.84 0 01
          ADF p.value
     lag
       0 -10.87
                   0.01
                         [2,]
[3,]
[4,]
                                 1 -9.68
2 -7.17
                                                         [2,]
                                                                1 -9.78
2 -7.27
3 -6.43
      1 -9.70
2 -7.19
                                               0.01
                   0.01
                                                                              0.01
[2,]
                   0.01
                                               0.01
                                                                              0.01
[3,]
                                 3 -6.29
                                                         [4,]
       3 -6.30
                                               0.01
                    0.01
                                                                              0.01
                                 4 -5.60
                   0.01
                                               0.01
                                                                 4 -5.73
       4 -5.61
                          [5,]
                                                         [5,]
                                                                              0.01
```

Dari hasil code tersebut dapat disimpulkan dengan alpha sebesar 0.05  $H_0$  ditolak. Hal ini berarti bahwa deret waktu yang digunakan adalah deret waktu yang stasioner.

Selanjutnya dilihat heteroskedastisitas residualnya sebagai syarat analisis GARCH modelnya. Lagrange-Multiplier (LM) test adalah tes yang digunakan untuk mendeteksi keberadaan heteroskedastisitas dalam residual dari model regresi. Uji ini dirancang untuk menguji apakah varians dari residual model regresi adalah konstan atau tidak, sehingga memeriksa apakah terdapat pola sistematis dalam varians residual tersebut. Hipotesis yang diuji dalam Lagrange-Multiplier test adalah sebagai berikut:

H0: Varians dari residual model konstan / tidak berpola (homoskedastisitas) H1: Varians dari residual model tidak konstan / berpola (heteroskedastisitas) H0 akan ditolak jika p-value < nilai alpha yang ditentukan ( $\alpha$ =0.05).

#### Berikut adalah hasil ujinya:

```
> arch.test(model1)
ARCH heteroscedasticity test for residuals
alternative: heteroscedastic
Lagrange-Multiplier test:
     order
              LM p.value
        4 333.9 0.00e+00
[2,]
         8 158.5 0.00e+00
        12 99.7 2.22e-16
16 68.7 7.71e-09
[3,]
[4,]
[5,]
        20
            27.3 9.75e-02
            20.7 5.98e-01
```

Hasil menunjukkan dengan alpha 0.05, karena p-value kurang dari alpha maka hipotesis nol ditolak sampai lag ke-20. Hal ini mengindikasi bahwa terdapat indikasi heteroskedastisitas sebelum mencapai lag ke-20. Sementara untuk lag yang tidak memenuhi asumsi heteroskedastisitas dianggap tidak efisien sehingga nantinya tidak dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut.

# c. Evaluasi berbagai model GARCH

Untuk model GARCH akan dibandingkan ketiga model yang paling sederhana yaitu GARCH(1, 1), GARCH(1, 0), dan GARCH(0, 1). Dari ketiga model yang dianalisis akan dicari model terbaiknya berdasarkan nilai nilai pada information criteria dan tingkat signifikansi parameternya. Nilai AIC, BIC, HQIC, dan Shibata Information Criteria yang terkecil dari ketiga model yang dibandingkan akan menjadikan model tersebut model terbaik. Sementara tingkat signifikansi parameternya akan dilihat melalui p-value uji t. Jika p-value < nilai alpha yang ditentukan ( $\alpha$ =0.05), maka menunjukkan estimasi parameter memberi hasil yang signifikan untuk model. Berikut adalah perbandingan hasil ketiga model GARCH:

Conditional Variance Dyna		Conditional Variance Dynamics
GARCH Model : sGARCH( Mean Model : ARFIMA( Distribution : norm	1,1) 0,0,0)	GARCH Model : sGARCH(1,0) Mean Model : ARFIMA(0,0,0) Distribution : norm
Optimal Parameters		Optimal Parameters
Estimate Std. Er mu 0.23797 0.033 omega 0.08920 0.017 alphal 0.72488 0.205 betal 0.00000 0.063	ror t value Pr(> t ) 651 7.0717 0.000000 206 5.1843 0.000000 432 3.5286 0.000418 049 0.0000 1.000000	Estimate Std. Error t value Pr(> t ) mu 0.23797 0.032803 7.2545 0.000000 omega 0.08920 0.015147 5.8889 0.000000 alpha1 0.72488 0.199753 3.6289 0.000285
Robust Standard Errors:  mu 0.23797 0.050 omega 0.08920 0.019 alphal 0.72488 0.417 betal 0.00000 0.051	ror t value Pr(> t ) 448 4.7171 0.000002 966 4.4676 0.000008 053 1.7381 0.082193 409 0.0000 1.00000	alpha1 0.72488 0.384234 1.8866 0.059220
LogLikelihood : -89.23133		LogLikelihood : -89.23133
Information Criteria		Information Criteria
Akaike 1.0417 Bayes 1.1129 Shibata 1.0407 Hannan-Quinn 1.0706	Conditional Variance	
	GARCH Model : sG Mean Model : AR Distribution : no	FIMA(0,0,0) rm
	Optimal Parameters	
	mu 0.32542 0 omega 0.00000 0 beta1 0.99720 0	. Error t value Pr(> t ) .143025 2.275278 0.022889 .000090 0.000003 0.999998 .005388 185.073547 0.000000
	Robust Standard Erro Estimate Std mu 0.32542 1 omega 0.00000 0 beta1 0.99720 0	rs: .Error t value Pr(> t ) .098076 0.296357 0.76696 .000251 0.000001 1.00000 .042981 23.200618 0.00000
	LogLikelihood : -109	.7305
	Information Criteria	
	Akaike 1.2596 Bayes 1.3130 Shibata 1.2590 Hannan-Quinn 1.2812	

Bentuk model GARCH (p,q) adalah sebagai berikut :

$$\sigma_{t}^{2} = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_{i} \varepsilon_{t-1}^{2} + \sum_{j=1}^{q} \beta_{j} \sigma_{t-j}^{2}$$

#### Dimana:

- $\sigma_t^2$  adalah varians pada periode waktu t,
- ω adalah konstanta atau tingkat volatilitas dasar,
- $\alpha_i$  adalah koefisien untuk nilai residual pada periode t-i,
- $\varepsilon_{t-1}^2$  adalah nilai residual pada periode t-i,
- $\beta_i$  adalah koefisien untuk nilai varians pada periode t-j,
- $\sigma_{t-j}^2$  adalah nilai varians pada periode t-j.

Dari hasil perbandingan ketiga model tersebut model GARCH(1, 0) dapat dikatakan model GARCH yang terbaik. Hal ini dikarenakan hampir semua parameternya signifikan dan seluruh information criterianya memiliki nilai yang terkecil. Oleh karena itu model GARCH (1, 0) akan digunakan untuk analisis lebih lanjut dan berikut adalah estimasi modelnya:

$$\sigma_{\rm t}^2 = 0.08920 + 0.72488 \, \varepsilon_{t-1}^2$$

# d. Uji autokorelasi residu model GARCH (1, 0)

Untuk memenuhi asumsi model GARCH yang residunya harus memiliki heteroskedastisitas, maka dapat dilakukan uji autokorelasi pada residu modelnya. Digunakan uji Ljung-Box test untuk mengevaluasi apakah terdapat pola (korelasi) signifikan pada data residual (sisa) dari model. Adapun hipotesisnya sebagai berikut :

H<sub>0</sub>: Tidak ada korelasi linear yang tersisa dalam residual deret waktu.

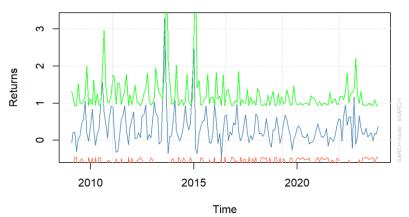
H<sub>1</sub>: Terdapat korelasi linear yang tersisa dalam residual deret waktu.

 $H_0$  akan ditolak jika p-value < nilai alpha yang ditentukan ( $\alpha$ =0.05).

Karena p-value < alpha maka  $H_0$  uji Ljung-Box ditolak sehingga berarti terdapat autokorelasi pada residu model GARCH(1, 0). Autokorelasi dalam residual model GARCH yang terdeteksi melalui uji Ljung-Box dapat menunjukkan adanya struktur varians yang tidak terjelaskan, yang bisa mengindikasikan adanya heteroskedastisitas dalam kesalahan (residuals) model tersebut.

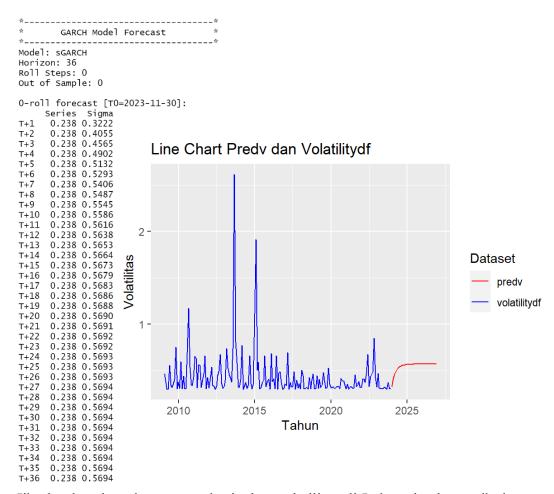
### e. Plot votalitas untuk model GARCH (1, 0)

Series with with 1% VaR Limits



Komponen hijau pada plot mengacu pada "Conditional Volatility" atau volatilitas bersyarat yang mana merupakan perkiraan volatilitas yang dihitung berdasarkan informasi yang tersedia pada saat itu. Terlihat pada akhir tahun 2013 hingga awal tahun 2015 grafik menunjukkan pola yang berubah sangat tajam hal ini mungkin disebabkan oleh beberapa peristiwa ekonomi seperti kenaikan harga bahan bakar minyak (BBM), pelemahan nilai tukar rupiah, ketidakpastian politik (pemilu kontroversial), kenaikan harga pangan, dll. Sementara itu, Komponen biru sering kali menunjukkan "Mean Return" atau perkiraan rata-rata pengembalian berdasarkan model dan Komponen merah mewakili "Standardized Residuals" atau residu terstandarisasi dari model.

f. Prediksi volatilitas untuk 36 Bulan ke depan Berikut adalah hasil prediksi dan visualisasinya untuk 3 tahun ke depan.



Jika berdasarkan data yang ada tingkat volatilitas di Indonesia akan naik dan sekitar 0,3 sampai 0,5 yang bisa dikatakan cukup stabil. Tetapi jika melihat kasus yang sama pada periode 2013-2015 yang mana banyak terjadi ketidakstabilan ekonomi akibat pergantian presiden maka hal ini dapat menjadi pertimbangan lebih lanjut untuk menjaga tingkat inflasi stabil yang sudah terbentuk.

#### III. Hasil dan Kesimpulan

Analisis menggunakan model ARIMA-GARCH pada data inflasi Indonesia dari 2009 hingga 2023 menunjukkan beberapa temuan krusial. Meskipun volatilitas inflasi dalam rentang 0,3 hingga 0,5 menunjukkan stabilitas yang relatif, perlu dicatat bahwa prediksi volatilitas menunjukkan adanya fluktuasi yang signifikan. Temuan ini memberikan wawasan tentang potensi ketidakstabilan ekonomi, terutama melalui peristiwa-peristiwa yang dapat memengaruhi inflasi di masa depan.

Studi ini menggarisbawahi perlunya memperhatikan autokorelasi, heteroskedastisitas, dan fluktuasi volatilitas dalam memahami perilaku inflasi. Implikasi kebijakan dari analisis ini menekankan pentingnya tindakan yang tepat guna menjaga stabilitas inflasi dan menanggapi perubahan volatilitas yang dapat memengaruhi kondisi ekonomi di masa mendatang. Oleh karena itu, upaya menjaga stabilitas inflasi menjadi esensial, terutama dalam mengantisipasi fluktuasi ekonomi yang berpotensi memengaruhi kondisi ekonomi yang lebih luas di masa depan.

#### IV. References

- [1.]Indonesia, B. (n.d.). Inflasi. <a href="https://www.bi.go.id/id/fungsi-utama/moneter/inflasi/default.aspx">https://www.bi.go.id/id/fungsi-utama/moneter/inflasi/default.aspx</a>
- [2.] Stephanie. (2020, September 17). ADF Augmented Dickey Fuller Test Statistics

  How to. Statistics How To. <a href="https://www.statisticshowto.com/adf-augmented-dickey-fuller-test/">https://www.statisticshowto.com/adf-augmented-dickey-fuller-test/</a>
- [3.] Ratnasari, V., & Nitivijaya, M. (2018). Pemodelan Inflasi Di Indonesia Menggunakan Pendekatan model generalized autoregressive conditional Heteroskedasticity (GARCH). Inferensi, 1(2), 71. <a href="https://doi.org/10.12962/j27213862.v1i2.6727">https://doi.org/10.12962/j27213862.v1i2.6727</a>
- [4.] Porter, D. C., & Gujarati, D. N. (2008). Basic econometrics. McGraw-Hill Education.
- [5.] Statistics Center Universitas Diponegoro. (2020, November 8). MODEL ARCH/GARCH. Statistics Center Undip. <a href="https://scundip.org/uncategorized/model-archgarch/">https://scundip.org/uncategorized/model-archgarch/</a>
- [6.] View of penerapan model ARIMA-GARCH untuk memprediksi harga saham Bank BRI. (n.d.). <a href="https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/jmuo/article/view/17817/17337">https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/jmuo/article/view/17817/17337</a>
- [7.] RPUBS Forecasting using Garch. (n.d.). https://rpubs.com/Sharique16/garch
- [8.] Salsabila, F. (2022, February 23). Aplikasi Model ARCH/GARCH dalam Prediksi Laju Inflasi Bulanan Indonesia. Salsabila | Jurnal Sains Matematika Dan Statistika. <a href="https://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/JSMS/article/view/13252/7398">https://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/JSMS/article/view/13252/7398</a>

# V. Data dan R syntax

Berikut data yang digunakan dan lampiran *R code* yang disimpan dalam *g-drive* : <a href="https://drive.google.com/drive/folders/1EmDiY6-8Thb277Gyc1ENFZ1bbELte9hv?usp=sharing">https://drive.google.com/drive/folders/1EmDiY6-8Thb277Gyc1ENFZ1bbELte9hv?usp=sharing</a>