Analisis Volatilitas dan Peramalan Inflasi di Maluku Utara Menggunakan Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

Tania Gam*, Nelson Nainggolan, Hanny A.H. Komalig

Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sam Ratulangi, Manado, 95115

*Corresponding author: taniagam912@gmail.com

Abstrak

Inflasi adalah aspek penting yang dijadikan sebagai salah satu tolok ukur untuk melihat pertumbuhan ekonomi serta kondisi perekonomian yang terjadi disetiap negara. Inflasi memiliki pengaruh yang sangat besar dan meluas terhadap sektor ekonomi, sehingga pengendalian inflasi sangat penting untuk menjamin peningkatan daya beli masyarakat dari waktu ke waktu dan terlebih lagi tekanan ekonomi yang dirasakan masyarakat akibat pandemi dapat diminimalkan. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan volatilitas dan meramalkan laju inflasi di Provinsi Maluku Utara menggunakan Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) selama periode Januari 2013 sampai Agustus 2022. GARCH merupakan salah satu metode yang digunakan dalam pemodelan data runtun waktu yang teridentifikasi efek heteroskedastik. Hasil analisis ARCH/GARCH terhadap data inflasi bulanan di Maluku Utara menghasilkan model terbaik untuk estimasi volatilitas inflasi yaitu model GARCH (1,0). Model tersebut memberikan informasi tentang tingkat pergerakan laju inflasi pada periode Januari 2013 sampai Agustus 2022, dimana hasilnya menunjukan bahwa nilai volatilitas laju inflasi bergerak dengan fluktuatif yang tidak stabil begitupun pada peramalan selama 4 bulan kedepanKata kunci: Regresi Logistik Biner, Kepuasan Masyarakat, Kualitas Pelayanan.

Kata kunci: Inflasi, Volatilitas, Garch

Volatility Analysis and Inflation Forecasting in North Maluku Using the Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) Model

Abstract

Inflation is an important aspect that is used as a benchmark to see economic growth and economic conditions that occur in each country. Inflation has a very large and widespread influence on the economic sector, so inflation control is very important to ensure an increase in people's purchasing power from time to time. Moreover, the community's economic pressure from the pandemic can be minimized. This study aims to determine the volatility and forecast the inflation rate in North Maluku Province using the Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) Model from January 2013 to August 2022. GARCH is one method used to model time series data that identified heteroscedastic effects. The ARCH/GARCH analysis of monthly inflation data in North Maluku resulted in the best model for estimating inflation volatility, namely the GARCH model (1.0). The model provides information about the rate of movement of the inflation rate in the period January 2013 to August 2022, where the results show that the value of the volatility of the inflation rate moves with unstable fluctuations as well as in forecasting for the next 4 months.

Keywords: Inflation, Volatility, Garch

PENDAHULUAN

Inflasi di suatu negara dapat dijadikan sebagai salah satu tolok ukur untuk melihat pertumbuhan ekonomi serta kondisi perekonomian yang terjadi pada negara tersebut. Pada dasarnya inflasi secara umum didefinisikan sebagai fenomena kenaikan harga barang dan jasa atau faktor-faktor produksi secara gradual dan terus menerus selama periode waktu tertentu.

Di Indonesia termasuk di Maluku Utara pengaruh inflasi cukup besar dan meluas terhadap sektor ekonomi. Berdasarkan data publikasi tahunan inflasi kota Ternate yang diterbitkan oleh BPS, selama periode 2013-2021 laju inflasi di Maluku Utara cenderung mengalami fluktuasi. Menurut Simanungkalit (2020), naik turunnya inflasi dapat mengakibatkan gejolak ekonomi. Oleh karena itu hingga saat ini pengendalian inflasi masih menjadi salah satu tantangan perekonomian yang dihadapi oleh Maluku Utara, karena inflasi yang stabil sangat penting untuk menjamin peningkatan daya beli masyarakat, dari waktu ke waktu dan terlebih lagi tekanan ekonomi yang dirasakan masyarakat akibat pandemi dapat diminimalkan.

Berdasarkan komponen-komponen pengeluaran yang saling mempengaruhi terhadap tingkat inflasi mengakibatkan nilai volatilitas juga cenderung cukup tinggi . Volatilitas inflasi yang tinggi merupakan unsur resiko dan ketidakpastian dalam perekonomian, sehingga analisis volatilitas inflasi sangat diperlukan oleh para pelaku ekonomi dan juga perlu adanya informasi terkait perkiraan inflasi kedepannya untuk menunjang efektivitas pengambilan kebijakan stabilitas ekonomi. Namun data yang mempunyai volatilitas tinggi akan sangat riskan untuk digunakan sebagai dasar dalam melakukaan forecasting (Santoso, 2011). Karena dapat menimbulkan varians kesalahan pengganggu error term yang tidak konstan dan berubah-ubah dari satu periode ke periode yang lain atau mengadung unsur heterokedastisitas (Widarjono, 2007).

Salah satu model *time series* yang dapat mengakomodasi sifat heteroskedastisitas dengan mengasumsikan bahwa varians residual tidak konstan diperkenalkan oleh Engle (1982), yaitu Model *autoregressive conditional heterokedasticity* (ARCH). Selanjutnya Bollerslev (1986) mengembangkan model ARCH yang kemudian dikenal dengan *generalized autoregressive conditional heteroskedasticity* (GARCH). Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk menentukan volatilitas dan melalukan peramalan laju inflasi di Provinsi Maluku Utara menggunakan Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH).

Volatilitas

Volatilitas adalah pengukuran statistik untuk fluktuasi harga selama periode tertentu. Ukuran tersebut menunjukan penurunan dan peningkatan harga dalam periode pendek, tidak mengukur tingkat harga, namun derajat variasinya dari satu periode ke periode berikutnya. Perubahan ini dikarenakan penyesuaian pasar terhadap permintaan dan penawaran (Firmansyah, 2006).

Kestasioneran

Stasioneritas berarti bahwa tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut (Makridakis, 1999). Terdapat dua jenis kestasioneran, yaitu stasioner kuat dan stasioner lemah. Proses stokastik $\{Z_t\}$ dikatakan stasioner kuat (*stickly stationary*) jika distribusi gabungan dari $Z_{t1}, Z_{t2}, ..., Z_{tn}$ sama dengan distribusi gabungan dari $Z_{t1-k}, Z_{t2-k}, ..., Z_{tn-k}$, untuk semua $t_1, t_2, ..., t_n$ dan semua lag waktu k.

Didalam dalam analisis runtun waktu, asumsi stasioneritas dari data merupakan sifat yang penting. Pada model stasioneritas, sifat-sifat statistik di masa yang akan datang dapat diramalkan berdasarkan data historis yang telah terjadi di masa lalu

Fungsi Autokorelasi ACF dan PACF

Dalam analisis deret waktu, fungsi autokovariansi, fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) merupakan hal penting untuk menentukan model dari data. Plot fungsi autkorelasi (ACF) dan plot fungsi autokorelasi parsial (PACF) dapat digunakan untuk mendeteksi ketidak-stasioneran data dalam mean.

Kegunaan dari ACF yaitu untuk menaksir parameter model MA dan PACF digunakan untuk menaksir parameter model AR. Koefisien autokorelasi (ACF) berarti korelasi deret

berkala dengan deret berkala itu sendiri yang memiliki selisih waktu k (lag-k). Dalam time series stationer, autokorelasi parsial (PACF) di lag k digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara Z_t dan Z_{t-k} setelah membuang pengaruh dari $Z_{t-1}, Z_{t-2, \cdots}$ dan Z_{t-k+1} . Autokolerasi parsial membantu menetapkan model yang tepat untuk peramalan.

White noise

White noise didefinisikan sebagai urutan dari variable acak yang independen (tidak saling bergantung) dan berdistribusi identik, disingkat dengan istilah *i.i.d.* selanjutnya, Wei (2006) menjelaskan tentang proses *white noise* bahwa *time series* $\{\varepsilon_t\}$ dinamakan proses *white noise* apabila rangkaiannya merupakan variabel acak yang independen dan berdistribusi identik, yang memenuhi:

$$E(\varepsilon_t)=\mu_{\varepsilon}$$
 konstan (biasanya diasumsikan berharga nol) $\gamma_k=E(Z_t-\mu)(Z_{t+k}-\mu)=0$ untuksemua $k\neq 0$ $\gamma_0=\sigma^2$

Proses white noise dinamakan juga Gaussian jika berdistribusi normal. Untuk selanjutnya, proses $\{\varepsilon_t\}$ adalah proses white noise berdistribusi normal dan memiliki rataan nol (Nainggolan, 2009).

Model Autoregressive (AR)

Menurut Nainggolan (2009), Model Autoregressive (AR) adalah model yang menyatakan bahwa nilai pengamatan sekarang tergantung pada nilai pengamatan pada waktu-waktu sebelumnya dari dirinya sendiri ditambah dengan white noise. Bentuk umum model Autoregressive orde-p atau AR(p) adalah:

$$C_{t} = \phi_{0} + \phi_{1}C_{t-1} + \phi_{2}C_{t-2} + \dots + \phi_{p}C_{t-p} + \varepsilon_{t}$$
 (1)

Model Moving Average (MA)

Moving Average adalah model yang mana nilai \mathcal{Z}_t bergantung pada suku-suku white noise waktu sekarang dan waktu-waktu sebelumnya .

Bentuk umum model moving average orde ke-q atau MA (q) adalah:

$$C_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$
 (2)

Model ARMA (Autoregressive Moving Average)

Model ARMA (Autoregressive Moving Average) adalah campuran dari model AR(p) dan MA(q), sehingga memiliki asumsi bahwa data periode sekarang dipengaruhi oleh data pada periode sebelumnya (Nainggolan, 2011). Persamaan model ARMA (p,q) dapat ditulis

$$C_t = \phi_0 + \phi_1 C_{t-1} + \phi_2 C_{t-2} + \dots + \phi_P C_{t-P} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_a \varepsilon_{t-a}$$
 (3)

Model ARIMA

Model ARIMA adalah model time series yang digunakan berdasarkan asumsi bahwa data time series tersebut stasioner artinya rata-rata dan varians suatu data time series konstan. Model ARIMA dengan ordenya disajikan sebagai model ARIMA (p,d,q) dimana p,d,q adalah bilangan bulat yang lebih besar atau sama dengan nol dan mengacu pada orde dari bagian autoregressive, interegrates, dan moving average dari modelnya masing-masing Bentuk umum model ARIMA dengan autoregressive orde ke p dan moving average orde ke q adalah:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_P Z_{t-P} + \varepsilon_t - \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$
(4)

Heteroskedastisitas

Pemodelan time series univariat yang sering digunakan pada umumnya adalah modelmodel time series dari Box-Jenkins, yaitu model Autoregressive (AR), Moving Average (MA), dan gabungan keduanya model Autoregressive Moving Average (ARMA). Tetapi dalam model tersebut asumsi yang digunakan untuk error adalah asumsi homoskedastik (variansi sama setiap waktu). Namun hal ini tidak cocok apabila berhubungan dengan data finansial, misalnya tingkat inflasi, harga saham, dan sebagainya karena cenderung memiliki varians error (suku gangguan) tidak konstan, diantaranya nilai rata-rata laju inflasi

(Nainggolan, 2009). Jika varians residual tidak konstan maka residual bersifat heteroskedastisitas.

Model Autoregressive Conditional Heterokedasticity (ARCH)

Model ARCH pertama kali diperkenalkan oleh Eagle (1982). Model ARCH dipakai untuk memodelkan varians residual yang tergantung pada kuadrat residual pada periode sebelumnya (conditional) secara autoregresif (regresi diri sendiri). Model ARCH terdiri dari dua komponen varians yaitu varians yang konstan dan varians yang tergantung dari besarnya volatilitas pada periode sebelumnya. Jika volatilitas pada periode sebelumnya besar, maka varians pada saat ini juga akan besar. Varians tergantung dari varians pada masa lalu sehingga heteroskedastis dapat dimodelkan dan varians diperbolehkan untuk berubah antar waktu (Wei, 2006) Secara umum model ARCH (p) dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \alpha_3 \varepsilon_{t-3}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2$$
(5)

Uji ARCH-Lagrange Multiplier (ARCH-LM)

Pengujian untuk mengetahui masalah heteroskedastisitas dalam time series yang dikembangkan oleh Engle dikenal dengan uji ARCH-Lagrange Multiplier. Ide pokok uji ini adalah bahwa variansi residual bukan hanya fungsi dari variable independen tetapi tergantung pada residual kuadrat pada periode sebelumnya.

Model Generalized Autoregressive Conditional Heterokedasticity (GARCH)

Bollerslev (1986) mengembangkan metodologi ARCH dalam bentuk yang lebih umum yang dikenal sebagai Generalized ARCH (GARCH). Model ini dikembangkan sebagai generalisasi dari model volatilitas (Wei, 2006). Secara umum model GARCH yakni GARCH (p, q) dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$\sigma_{t}^{2} = \omega + \beta_{1}\sigma_{t-1}^{2} + \beta_{2}\sigma_{t-1}^{2} + \dots + \beta_{p}\sigma_{t-p}^{2} + \alpha_{1}\varepsilon_{t-1}^{2} + \alpha_{2}\varepsilon_{t-2}^{2} + \dots + \alpha_{q}\varepsilon_{t-q}^{2}$$
(6)

METODE PENELITIAN

Jenis Data dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder *time series* laju inflasi periode bulanan yaitu dari Januari 2013 sampai dengan Agustus 2022 dengan jumlah pengamatan sebanyak 116 bulan. Dalam penelitian ini data bersumber dari website Badan Pusat Statistik Provinsi Maluku Utara (bps.go.id).

Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan mulai bulan Januari 2021 dimulai dengan penyusunan proposal, pengumpulan data dan pengolahan data. Penelitian ini akan dilakukan di rumah mengingat situasi saat ini masih dalam masa pandemi Covid-19.

Teknik Analisis Data

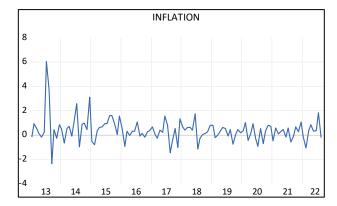
Dalam mengaplikasikan model ARCH/GARCH teknik analisis yang digunakan pada penelitian menggunakan bantuan perangkat lunak dengan urutan langkah sebagai berikut :

- 1. Pengambilan Data
- 2. Pembuatan plot/grafik data inflasi bulanan
- 3. Uji stasioneritas Data
- 4. Identifikasi Model ARMA dan Penfasiran parameter
- 5. Uii Diagnosis Model ARMA
- 6. Identifikasi Model ARCH/GARCH
- 7. Perhitungan Nilai Laju Inflasi

HASIL DAN PEMBAHASAN

Plot data perkembangan laju inflasi

Berdasarkan plot data bulanan inflasi di maluku utara yang dianalisis dari awal januari 2013 sampai Agustus 2022 terlihat bahwa inflasi berfluktuasi setiap bulannya. Perkembangan inflasi periode awal januari 2013 sampai juni 2022 dapat dilihat pada grafik yang disajikan pada grafik gambar 1.



Gambar 1. Perkembangan inflasi periode januari 2013 sampai agustus 2022.

Berdasarkan gambar 1, inflasi bulanan di maluku utara berfluktuasi tinggi yaitu pada bulan 6 sampai bulan 8 tahun 2013. Fluktuasi pola data menggambarkan adanya fluktuasi inflasi setiap bulannya yang secara keseluruhan memiliki kecenderungan inflasi yang naik turun. Dimana inflasi terendah atau bisa dikatakan merupakan deflasi yaitu pada bulan ke 9 tahun 2013 dan inflasi tertinggi juga terjadi pada tahun 2013 di bulan 7 mencapai 6.04.

Setelah melihat plot dari data yang di analisis bahwa laju inflasi cenderung naik turun atau tidak stabil dan akan dilanjutkan untuk menguji tingkat kestasioneran dari data.

Uji stasioneritas data

Uji akar unit (unit root test)

Hasil akar unit dapat dilihat dari nilai p-value berdasarkan uji hipotesis sebagai berikut:

 H_0 : laju inflasi memiliki akar unit (data tidak stasioner) H_1 : laju inflasi tidak memiliki akar unit (data stasioner) $\alpha=0.05$

Maka apabila nilai P-value > 0.05 terima H_0 atau laju inflasi memiliki akar unit (data tidak stasioner), dan jika nilai P-value < 0.05 maka tolak H_0 atau laju inflasi tidak memiliki akar unit (data stasioner). Selain melihat dari uji hipotesis, uji akar unit juga dapat dilihat berdasarkan nilai ADF (Augmented Dickey-Fuller). Jika nilai ADF>nilai critical value MacKinonn (1% 5% 10%) dikatakan terima H_0 yang artinya bahwa laju inflasi memiliki akar unit (data tidak stasioner). Jika nilai ADF<nilai critical value MacKinonn (1% 5% 10%) dikatakan tolak H_0 yang artinya bahwa laju inflasi tidak memiliki akar unit (data stasioner).

Tabel 1. Uji akar unit laju inflasi bulanan

Null Hypothesis: INFL/ Exogenous: Constant Lag Length: 0 (Automa	ATION has a unit root tic - based on SIC, ma	xlaα=12)	
	<u>-</u>	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Ful	ler test statistic	-10.06396	0.0000
Test critical values:	1% level 5% level 10% level	-3.488063 -2.886732 -2.580281	

ARIMA	AIC	SIC
2,0,0	2.804959	2.899911
0,0,2	2.778272	2.873224
2,0,1	2.792029	2.910718
1,0,2	2.790349	2.909038
2,0,2	2.8077573	2.950000

Berdasarkan hasil output dari data inflasi bulanan menunjukan bahwa nilai P-value = (0,0000) < 0,05 dan kemudian nilai ADF (-10,06396)< nilai *Critical Values MacKinnon* (5%) maka disebut tolak H_0 yang artinya inflasi tidak memiliki akar unit (data stasioner). Oleh karena itu akan dilanjutkan pada tahapan selanjutnya yaitu dengan menampilkan coleogram ACF fan PACF untuk membentuk model ARIMA (Natasya, 2017).

Coleogram ACF dan PACF

Langkah berikut setelah melakukan uji akar unit kita dapat melihat coleogram ACF dan PACF dari data pada gambar 2.

Date: 09/09/22 Tim Sample: 2013M01 2						
Included observation Autocorrelation	ns: 116 Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
(h)	1 10	l 1	0.054	0.054	0.3510	0.554
= i ,	i 🔳 .	İ 2	-0.220	-0.224	6.1693	0.046
- j	j (b)	İз	0.040	0.071	6.3678	0.095
ı d i i	i d i.	4	-0.091	-0.157	7.3694	0.118
ı İbi	j , 🛅	İ 5	0.086	0.144	8.2802	0.141
ı İ	1 (1)	6	0.076	-0.011	8.9936	0.174
_	i (d)	7	-0.142	-0.085	11.529	0.117
ı İ I ı	j (b)	İ 8	0.026	0.043	11.616	0.169
ı j ı	1 (1)	9	0.039	-0.010	11.806	0.224
1 0 1	1 (1)	10	-0.074	-0.045	12.518	0.252
· 🗀	i .	11	0.205	0.205	18.016	0.081
· 🗀	i .	İ 12	0.208	0.185	23.714	0.022
ı d i ı	1 (1)	İ 13	-0.071	0.004	24.386	0.028
ı j i ı	j , j a ,	14	0.025	0.080	24,469	0.040
ı d i -	j (i)	İ 15	-0.050	-0.046	24.804	0.053
, j i ,	i .	16	0.062	0.135	25.335	0.064
, j	j , j a ,	17	0.182	0.080	29.900	0.027
1 0 1	1 (1)	18	-0.061	0.021	30.422	0.034
ı (İ)	1 (1)	19	-0.063	0.016	30.988	0.040
1 (1)	j (d)	20	-0.014	-0.059	31.016	0.055
ı j ı	j (j)	21	0.000	0.041	31.016	0.073
1 j 1	i .	22	0.002		31.017	0.096
- j i -	1 1	23	0.034		31.184	0.118
- j	1 (1)	24	0.039	0.015	31.414	0.142
ı İbi	 	25	0.073	0.065	32.216	0.152

Gambar 2. Coleogram ACF dan PACF inflasi bulanan Maluku Utara

Dapat dilihat berdasarkan gambar 2 grafik ACF terputus (*cut-off*)) pada lag-2 kemudian pada PACF juga terputus (*cut-off*) pada lag-2. Pola nilai koefisien ACF dan PACF pada tingkat level juga menunjukan bahwa data sudah stasioner. Berdasarkan coleogram ACF dan PACF maka dibentuk model ARIMA.

Setelah membentuk model dari ACF dan PACF maka selanjutnya keseluruhan model akan di identifikasi untuk memilih model terbaik

Identifikasi model ARIMA

Dengan melihat coleogram dari ACF dan PACF dapat dibentuk model ARIMA berdasarkan cuts off pada lag (p,q). Semua model rataan pada penelitian adalah model ARMA karena semua data yang dianalisis merupakan data yang stasioner tanpa difrensing. Penentuan

model ARMA dilakukan berdasarkan pola ACF dan PACF pada correlogram untuk menentukan orde AR(p) dan orde MA (q).

Dari model ARMA yang terbentuk, dipilih model ARMA terbaik. Tetapi karena pada pengujian ini model yang memiliki nilai AIC dan SIC terendah tidak memenuhi uji heteroskedastik sehingga dilakukan kembali pemilihan yang layak dan model ARMA terbaik yang didapat adalah ARMA (1,2) dan model terpilih akan ditafsir parameternya.

Penafsiran Parameter

Model yang dipilih akan ditaksir parameternya pada model ARMA (p,q) hasil dari estimasi pada output. Penafsiran parameter untuk inflasi bulanan yang diolah dengan menggunakan software yaitu eviews diperoleh hasil sebagai berikut:

$$Z_t = 0.365644 - 0.222920z_{t-1} + 0.337426\varepsilon_{t-1} - 0.252102\varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t$$

Dari model terpilih kemudian akan diuji kembali apakah sudah menghasilkan residual yang random (white noise) sehingga model tersebut merupakan model yang sudah baik yang mampu menjelaskan data dengan baik.

Uji diagnostic model ARMA

Berikut pengujian white noise dari data berdasarkan hipotesis:

 H_0 : vektor residual memenuhi asumsi white noise

 H_1 : vektor residual tidak memenuhi asumsi white noise

 $\alpha = 0.05$

Date: 09/09/22 Time: 18:07 Sample: 2013M01 2022M08 Q-statistic probabilities adjusted for 3 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
- 11	1 (1)	1 1	0.000	0.000	1.E-05	
111	i (i)	2	0.001	0.001	7.E-05	
1 1	1 (1)	İз	0.000	0.000	8.E-05	
101	j (d)	4	-0.057	-0.057	0.3908	0.532
ı İ I ı	j (b)	5	0.050	0.050	0.6955	0.706
ı İ	(b)	6	0.072	0.073	1.3443	0.719
· d ·	i • a i∙	7	-0.115	-0.116	2.9960	0.558
1 🕽 1	[() (8	0.033	0.031	3.1339	0.679
1 🕽 1		9	0.034	0.041	3.2779	0.773
1 (1)	1 (1)	10	-0.012	-0.009	3.2968	0.856
· 🗀	• 	11	0.178	0.162	7.4427	0.490
. 🗀		12	0.220	0.240	13.829	0.129
101	1 (1)	13	-0.051	-0.038	14.179	0.165
ı İ	(b)	14	0.076	0.059	14.957	0.184
10	1 11	15	-0.034	-0.003	15.113	0.235
· þ ·	(b)	16	0.063	0.081	15.665	0.268
· 🖨	• •	17	0.163	0.128	19.348	0.152
· 🗓 ·	(4)	18	-0.056	-0.033	19.793	0.180
1 (1)	1 (1)	19	-0.024	0.017	19.872	0.226
101	(4)	20	-0.030	-0.066	20.002	0.274
1 1	1 (1)	21	0.003	0.014	20.003	0.333
1 1	(4)	22	0.007	-0.053	20.010	0.394
1 🏚 1	[(i [)	23	0.037	-0.048	20.210	0.445
1 b 1	(b)	24	0.072	0.071	20.973	0.461
· þ ·	<u> </u>	25	0.044	0.023	21.271	0.504

Gambar 3. Coleogram white noise inflasi bulanan

Berdasarkan gambar 3 dapat dilihat masing-masing lag memiliki nilai probabilitas yang lebih besar dari $\alpha=0.05$ sehingga tolak H_1 dan dapat dikatakan bahwa data memenuhi asumsi white noise, maka dapat disimpulkan bahwa residual yang diestimasi dari model ARMA (1,2) merupakan residual yang sudah white noise. Dengan menyelesaikan langkah ini maka model akan di identifikasi untuk menentukan model ARCH/GARCH terbaik.

Identifikasi model ARCH/GARCH (varians)

Dari model ARIMA terbaik yang telah didapatkan dari tahap sebelumnya kemudian dilakukan kembali pengujian efek ARCH dan selanjutnnya melakukan penentuan model ARCH/GARCH berdasarkan coleogram residual kuadrat.

Pengujian efek ARCH

Uji efek ARCH bertujuan untuk melihat keberadaan efek ARCH pada model ARMA yang diestimasi. Keberadaan efek ARCH dilihat dari nilai probabilitas yang lebih kecil dari 0,05. Jika terdapat efek ARCH pada model ARMA tersebut, maka analisis dapat dilanjutkan untuk mencari model ARCH/GARCH. Namun jika tidak terdapat efek ARCH, maka penentuan model ARCH/GARCH tidak perlu dilakukan.

Setelah pemodelan pada model ARMA terpilih maka selanjtunya melihat hasil output dari uji efek ARCH dari model terpilih.

Adapun hasil pengujian efek ARCH diambil berdasarkan hipotesis berikut, yaitu:

 H_0 : Tidak ada efek ARCH pada data (data homokedastik)

 H_1 : Ada efek ARCH pada data (data heteroskedastik)

Tabel 3. Uji efek ARCH pada data inflasi bulanan

Heteroskedasticity Test: ARCH					
F-statistic		Prob. F(1,113)	0.0450		
Obs*R-squared		Prob. Chi-Square(1)	0.0446		

Pada hasil pengujian dapat dilihat bahwa nilai p-value <0,05 yaitu 0,0450 sehingga tolak H_0 yang artinya ada efek ARCH (data heteroskedastik).

Karena pada data tersebut memiliki unsur heteroskedastik sehingga dapat dikatakan bahwa data memiliki efek ARCH maka model ARCH/GARCH akan ditentukan dari model terbaik yang sudah dipilih dengan melihat output dari coleogram ACF dan PACF.

Penentuan model ARCH/GARCH

Penentuan model ARCH/GARCH yang tepat dilakukan dengan simulasi beberapa model ragam menggunakan model ARMA terbaik yang sudah diperoleh. Dalam menentukan mdoel ARCH/GARCH dapat ditentukan dengan melihat hasil ACF dan PACF coleogram residual kuadrat dari data sebagai berikut:

Date: 09/09/22 Time Sample: 2013M01 20 Included observation	022M08 s:116		40	D40	0.00	D 1
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 4	0.407	0.407	4 47 47	0.044
		1 2	0.187	0.187	4.1747 4.2894	0.041 0.117
111	1 1	! -	-0.029		4.2899	0.117
1	' '					
- 111	1 11		-0.005	800.0	4.3924	0.355
1	1 '1'		-0.006		4.3971	0.494
. 1			-0.032		4.5216	0.606
111			-0.016		4.5552	0.714
' '	' ! '	: .		-0.013	4.5920	0.800
' 🌓 '	' '			-0.023	4.6760	0.862
1 1 1	' '		-0.002	0.007	4.6765	0.912
1 1 1		11	0.034	0.035	4.8299	0.939
· 🖭	 -	12	0.111	0.099	6.4528	0.892
(🗓)	1 1	13	0.045	0.005	6.7173	0.916
1.11		14	0.015	0.003	6.7458	0.944
1 (1)	1 1	15	-0.018	-0.018	6.7915	0.963
(1)		16	0.021	0.029	6.8516	0.976
· 🗀		17	0.174	0.176	11.037	0.855
1 1 1	101	18	0.000	-0.063	11.037	0.893
1 (1)	1 1 1	İ 19	-0.024	-0.017	11.121	0.920
1 1	i . i .	20	-0.024	0.001	11.205	0.941
- i i	i (i)	21	-0.027		11.310	0.956
-11-	1 1	:	-0.020		11.366	0.969
111	1	:		-0.001	11.383	0.979
111		24		-0.007	11.385	0.986
111	i iii	25	0.038	0.037	11.597	0.990
	1 1 1 1 1	120	0.036	0.037	11.591	0.330

Gambar 4. Coleogram residual kuadrat inflasi bulanan

Berdasarkan gambar 4 telah terjadi *cuts-off* (yang melewati garis signifikan) pada lag ACF dan PACF, yaitu pada lag 1 untuk ACF dan PACF, dengan melihat niali AIC yang terkecil maka dapat ditentukan model GARCH terpilih yaitu GARCH (1,0). Kemudian langkah yang sangat penting dalam menentukan model adalah dengan mengevaluasi model tersebut apakah model memang sudah cukup baik dan dapat digunakan dalam melakukan *forecasting* atau peramalan.

Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan memeriksa kecukupan model sehingga model yang diperoleh cukup memadai. Jika model tidak memadai, maka kembali ke tahap identifikasi untuk mendapatkan model yang lebih baik. Diagnosis model dilakukan dengan menganalisis residual yang telah distandarisaasi, dengan melakukan pengujian efek ARCH residual dengan menggunakan uji ARCH-LM. Kemudian untuk menentukan bahwa model sudah baik adalah dengan melihat kembali apakah nilai p-value>0,05 sehingga model tersebut dapat dikatakan sudah cukup baik dan untuk evalusai untuk model ARCH/GARCH dapat dilihat berdasarkan output berikut,

Tabel 4. Uji ARCH-LM residual pada data inflasi

Heteroskedasticity Test: ARCH						
F-statistic		Prob. F(1,112)	0.1958			
Obs*R-squared		Prob. Chi-Square(1)	0.1926			

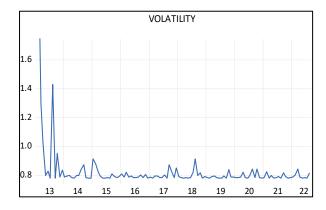
Dari hasil output data yang dianalisa dengan menggunakan uji ARCH-LM terlihat bahwa nilai p-value>0,05 ini membuktikan bahwa model ARMA terpilih sudah merupakan model yang cukup baik karena data sudah homokedastik (efek ARCH tidak ada), sehinga analisa ARCH/GARCH dapat dilanjutkan dengan menggunakan rumus perhitungan

Perhitungan Nilai Volatilitas

Hasil analisis ARCH/GARCH terhadap data inflasi bulanan menghasilkan model terbaik untuk estimasi volatilitas inflasi yaitu model GARCH (1,0). Model tersebut memberikan informasi tentang tingkat pergerakan laju inflasi pada periode januari 2013 sampai agustus 2022.

Persamaan model ragam laju inflasi yang didapatkan adalah dituliskan sebagai berikut:

$$h_t = 0.784192 + 0.077882\varepsilon_{t-1}^2$$

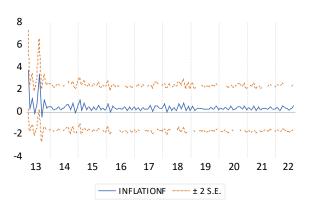


Gambar 5. Volatilitas inflasi bulanan periode januari 2013-agustus 2022

Berdasarkan gambar 5 dapat dilihat bahwa nilai volatilitas inflasi di Maluku Utara pergerakan fluktuasinya cenderung naik turun, dan pergerakan nilai tertinggi terjadi pada periode awal di tahun 2013, kemudian bergerak stabil pada periode tertentu.

Peramalan inflasi

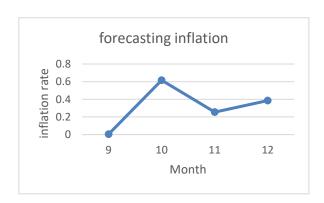
Peramalan data inflasi didalam sampel



Gambar 6. Peramalan inflasi periode januari 2013- agustus 2022

Pada Gambar 6 garis biru menyajikan perkiraan inflasi atau (forecast of variance) sedangkan garis putus-putus (merah) adalah perkiraan inflasi dengan ± 2 kesalahan standar (standar eror).

Peramalan inflasi di luar periode pengamatan



Gambar 7. Peramalan inflasi periode September 2022-Desember 2022

Hasil peramalan selama periode September 2022 sampai desember 2022 menunjukan tingkat inflasi yang tidak stabil pada bulan September laju inflasi diprediksi sebesar 0.005615 lebih kecil di bandingkan bulan sebelumnya kemudian pada bulan selanjutnya yaitu oktober naik sebesar 0.6, dan pada bulan November nilai inflasi kembali turun sebesar 0.2 dan naik pada bulan desember sebesar 0.3

KESIMPULAN

1. Model ARCH/GARCH terpilih untuk inflasi adalah GARCH (1.0) atau ARCH(1) dengan persamaan ragamnya yaitu :

$$h_t = 0.784192 + 0.077882\varepsilon_{t-1}^2$$

2. Selama periode pengamatan yaitu januari 2013 sampai agustus 2022 nilai volatilitas laju inflasi di provinsi maluku utara bergerak dengan fluktuatif yang tidak stabil, terkhusus pada tahun 2013 terjadi fluktuasi yang sangat tinggi, begitu juga dengan hasil dari peramalan diluar periode pengamatan yaitu September 2022 sampai desember 2022 berdasarkan grafik pada gambar 7 menggambarkan bahwa inflasi dalam periode pengamatan salama 4 bulan kedepan bergerak tidak stabil.

DAFTAR PUSTAKA

- Adibah, F. 2016. Analisis Peramalan Laju Inflasi Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Metode GARCH [skripsi]. FMIPA UNNES, Semarang.
- Badan Pusat Statistik.2021. bps.go.id. Badan Pusat Statistik, Ternate.
- Bank Indonesia. 2021. https://www.bi.go.id/id/fungsi-utama/moneter/inflasi/default.aspx. *Determinannts of inflation* . [20 Februari 2022].
- Bollerslev, T. 1896. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of econometrics*. 31:307-327.
- Dickey, David. A., dan Whyne Fuller. 1979. Distribusi of estimator for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of The American Statistical Association*. 74: 366.
- Engle, R. F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity twith Estimates of the variance of United Kingdom Inflation . *Journal of econometrics Econometric*. 50: 987-1008.
- Firmansyah. 2006. Analisis Volatilitas Harga Kopi Internasional. *Manajemen Usahawan Indonesia*. 35: 44-53.
- Juanda, B, dan Junaidi. 2012. Ekonometrika Deret Waktu Teori dan Aplikasi. IPB Press, Bogor.
- Laidler, D., Parkin M. 1975. Invlaiton: Asurvey. The economic journal.85: 74.
- Makridakis, S., Steven, W., dan Victor, E.M. 1999. Metode dan Aplikasi Peramalan. Erlangga, Jakarta.
- Mishkin, S.2004. *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets.* Seventh Edition. The Addyson-Wesley Series in Economics.
- Nainggolan, N. 2009. Model Time Series Heteroskedastik. Unpad Press, Bandung.
- Nainggolan, W. 2018. Analisis Volatilitas Harga Eceran Komoditas Beberapa Pangan Utama Di Kota Manado Menggunakan Model ARCH/GARCH. *Jurnal MIPA UNSRAT Online.* 7: 6-11.
- Nainggolan, N. 2011. Pengembangan Model GSTAR dengan Galat ARCH dan Penerapannya pada Inflasi [disertasi]. UNPAD, Bandung.
- Parera, A. 2021. Pengantar Ilmu Ekonomi. Pt. Bumi Aksara, Jakarta.
- Prasetyo, E.P. 2009. Fundamental Makro Ekonomi. Beta Offset, Yogyakarta.
- Reksoprayitno, S. 1981. Ekonomi Makro. Analisa IS-LM dan permintaan penawaran Agregatif. Liberty, Yogyakarta.
- Simanungkalit, E. 2020. Pengaruh Inflasi Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Indonesia. Journal Of Management (Sme's). 13: 327-340.
- Santoso, T. 2011. Aplikasi model GARCH pada data inflasi bahan makanan Indonesia. *Jurnal Ilmiah ASET*. 13: 65-76.
- Uwilingiyimana, W., J. Munga'tu, Jean dan D. Harerimana. 2015. Forecasting Inflation in Kenya Using Arima-Garch Models. *International Journal of Management and Commerce Innovations*. 3:15-27.
- Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analisys*: Univariate and Multivariate Method. Second Edition. Addison Wesley Publishing Company, inc. USA.
- Widarjono, Agus. 2007. Ekonometrikaa: Teori dan Aplikasi. Ekonisia, Yogyakarta.
- Yolanda, N. B. 2017. Penerapan model ARIMA-GARCH untuk memprediksi Harga Saham Bank BRI. *Jurnal MIPA*. 6: 92-96.