

Peramalan Harga Emas Indonesia Menggunakan Model ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,0)

Indonesia Gold Price Forecasting Using ARIMA Model (0,1,1) – GARCH (1,0)

Hafivah Rosvita Sari^{1a)}, Sri Wahyuningsih², Meiliyani Siringoringo³

^{1, 2, 3}Laboratorium Statistika Ekonomi dan Bisnis, Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Mulawarman

^{1, 2, 3}Program Studi S1 Statistika, Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Mulawarman

^{a)}Corresponding author: rosvitahafivah@gmail.com

ABSTRACT

A frequently employed time series model is the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. In highly volatile data, ARIMA models sometimes produce residual variances that are heteroscedasticity. One method that can overcome the problem of residual variance heteroscedasticity is the Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) method. The purpose of this study is to obtain the ARIMA-GARCH model for daily gold price data in Indonesia for the period 1 January 2022 to 31 December 2022, and to obtain daily gold price forecasting results in Indonesia. The daily gold price forecasting model obtained for Indonesia is ARIMA (0,1,1) - GARCH (1,0) with a MAPE value of 0.5745% which shows that the model is very good because the MAPE value is less than 10%. The results of Indonesia's daily gold price forecast from January 1st, 2023 to January 3rd, 2023 remain stable.

Keywords: ARIMA, forecasting, GARCH, gold price, heteroscedasticity

1. Pendahuluan

Analisis runtun waktu merujuk pada suatu pendekatan analisis statistika kuantitatif yang memperhitungkan aspek waktu. Dalam metode ini, data dikumpulkan secara berkala sesuai dengan urutan waktu untuk mengidentifikasi pola yang mungkin muncul dari data masa lalu yang telah terkumpul secara teratur, dengan tujuan untuk melakukan peramalan. Terdapat dua kategori dalam metode peramalan, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif. Dalam metode peramalan kuantitatif, terdapat dua jenis model, yakni model regresi dan model runtun waktu (Aswi & Sukarna, 2006).

Dalam memilih model terbaik untuk analisis runtun waktu, ada beberapa kriteria yang bisa digunakan, seperti *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Kriteria-kriteria ini berperan dalam menentukan model terbaik untuk analisis runtun waktu, seperti model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) (Kanal, Manurung, & Prang, 2018).

Model ARIMA merupakan salah satu model runtun waktu umum digunakan. Model ini dapat diterapkan untuk menangani berbagai masalah, termasuk sifat keacakan, tren, musiman, bahkan sifat siklis dalam data runtun waktu yang sedang dianalisis. (Sari, Mariani, & Hendikawati, 2016). Model ARIMA memiliki asumsi yang harus dipenuhi, diantaranya *residual* menyebar normal, *residual* saling bebas dan varians *residual* homogeny. Secara umum pemodelan runtun waktu ini dilakukan dengan asumsi homoskedastisitas, yaitu varians *residual* selalu konstan tidak bergantung pada waktu. Pada kenyataannya banyak data runtun waktu yang memiliki varians *residual* yang bersifat heteroskedastisitas (Untari, Mattjik, & Saefuddin, 2009).

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas varians *residual* yaitu melalui model GARCH. Model GARCH adalah model heteroskedastisitas dengan rata-rata (*mean*) nol, tak berkorelasi, varians bersyarat (*conditional*) pada waktu lampau tidak konstan, sedangkan varians tak bersyarat (*unconditional*) adalah konstan (Yolanda, Nainggolan, & Komalig, 2017).

Salah satu penerapan model GARCH dapat digunakan dalam masalah ekonomi di sektor keuangan, yaitu data harga emas. Sebagai aset keuangan, emas diberika jaminan yang disertai dengan fluktuasi nilai yang kuat dibandingkan dengan jenis aset lainnya (Marthasari & Djunaidy, 2014). Emas merupakan bentuk investasi yang cenderung bebas risiko. Emas sering dipilih sebagaibentuk investasi karena cenderung stabil dan nilainya meningkat. Dalam berinvestasi, investor akan memilih investasi yang tingkat pengembalian tinggi dengan risiko tertentu, atau investasi dengan tingkat pengembalian tertentu tetapi risiko rendah. Oleh karena itu, diperlukan perencanaan dan peramalan yang baik.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan analisis model ARIMA-GARCH. Yolanda, Nainggolan, dan Komalig (2017) melakukan penelitian untuk memprediksi harga saham Bank Rakyat Indonesia (BRI) menggunakan penerapan model ARIMA-GARCH dan diperoleh model terbaik pada harga saham bank BRI yaitu ARIMA (2,1,1) – GARCH (2,2) dengan nilai koefisien determinasi sebesar 0,99916 atau 99,91%. Desvina dan Meijer (2018) melakukan peramalan Nilai Tukar Petani (NTP) dan

diperoleh model terbaik ARIMA (0,2,1) – ARCH(1) dengan nilai MAPE untuk model ARCH (1) sebesar 3,65%. Selain itu, Azmi dan Syaifuddin (2020) melakukan penelitian mengenai harga tiga komoditas (emas, tembaga, dan minyak) dengan menggunakan metode ARIMA-GARCH dan diperoleh model terbaik untuk komoditas emas adalah ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,1) dengan nilai MAPE untuk komoditas emas sebesar 0,5524% yang menyatakan bahwa model yang dihasilkan akurat.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan pada tulisan ini, dilakukan penelitian dengan tujuan memperoleh model ARIMA-GARCH untuk data harga emas harian Indonesia periode 1 Januari 2022 sampai 31 Desember 2022, memperoleh nilai akurasi model peramalan harga emas harian Indonesia menggunakan model ARIMA-GARCH, dan memperoleh hasil peramalan harga emas harian Indonesia menggunakan model ARIMA-GARCH untuk 3 periode ke depan.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Autoregressive Integrated Moving Average

ARIMA merupakan gabungan dari dua model, yaitu model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Suatu proses Z_t dikatakan mengikuti model ARIMA yang nonstasioner dalam rata-rata jika ada orde $d(d \geq 1)$. Model umum untuk ARIMA (p, d, q) adalah (Salamah, Suhartono, & Wulandari, 2003):

$$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 + \phi_1)Z_{t-2} + \dots + (\phi_p + \phi_{p-1})Z_{t-p} - \phi_p Z_{t-p-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (1)$$

atau

$$(1 - \phi_1(B) - \phi_2(B)^2 - \dots - \phi_p(B)^p)(1 - B)^d Z_t = (1 - \theta_1(B) - \theta_2(B)^2 - \dots - \theta_q(B)^q) e_t \quad (2)$$

Persamaan (2) dapat pula ditulis dalam bentuk lain, yaitu:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B) e_t \quad (3)$$

2.2 Model Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

Model ARCH mengasumsikan bahwa varians *residual* suatu periode bergantung pada varians *residual* periode sebelumnya. Diasumsikan bahwa Y_t mengikuti model runtun waktu seperti model stasioner ARMA (p, q) yang dinyatakan sebagai berikut (Tsay, 2005):

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i Z_{t-i} - \sum_{i=1}^q \theta_i e_{t-i} + e_t \quad (4)$$

$e_t = n_t$ dan n_t tidak berkorelasi tetapi memiliki varians yang berubah dari waktu ke waktu. Diasumsikan bahwa *residual* dapat dimodelkan sebagai berikut:

$$n_t = \sigma_t a_t \quad (5)$$

dimana a_t adalah variabel acak berdistribusi normal dengan rata-rata 0 dan varians 1. Model ARCH (r) dituliskan dalam Persamaan (6).

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^r \zeta_i n_{t-i}^2 \quad (6)$$

Agar $var(n^2) > 0$, maka harus dipenuhi syarat $\omega > 0$ dan $0 < \zeta_1 < 1$ (Wei, 2006).

2.3 Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

Model GARCH adalah untuk mempertimbangkan bahwa varians bersyarat dari proses *residual* tidak hanya terkait dengan kuadrat *residual* sebelumnya tetapi juga dengan varians *residual* sebelumnya. Model *residual* yang lebih umum dinyatakan pada Persamaan (5). Model GARCH (r, s) ditulis sebagai:

$$\sigma_t^2 = \omega + \zeta_1 n_{t-1}^2 + \dots + \zeta_r n_{t-r}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_s \sigma_{t-s}^2 \quad (7)$$

Untuk menjamin $\sigma_t^2 > 0$, diasumsikan bahwa $\omega > 0$ dan bahwa ζ_i dan λ_j adalah bernilai positif (Wei, 2006).

2.4 Estimasi Parameter Model GARCH

Estimasi parameter model GARCH dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Adapun fungsi *likelihood* bersyarat sebagai berikut (Wei, 2006):

$$L(n_{s+1}, \dots, n_n | \omega, n_1, \dots, n_m) = \prod_{t=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_t^2}} \exp\left(-\frac{n_t^2}{2\sigma_t^2}\right) \quad (8)$$

Untuk fungsi *log-likelihood* adalah:

$$\ell(n_{s+1}, \dots, n_n | \omega, n_1, \dots, n_m) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma_t^2) - \frac{1}{2\sigma_t^2} n_t^2 \quad (9)$$

Taksiran MLE untuk σ_t^2 adalah:

$$\hat{\sigma}_t^2 = \frac{n_t^2}{n} \quad (10)$$

2.5 Pengujian Signifikansi Parameter Model GARCH

Signifikansi parameter menunjukkan sejauh mana parameter-parameter ini berkontribusi secara signifikan dalam menjelaskan variabilitas volatilitas dalam data. Misalkan τ^* adalah suatu parameter model GARCH dan $\hat{\tau}^*$ adalah nilai estimasi parameter dari parameter tersebut, serta $SE(\tau^*)$ adalah standar residual dari nilai estimasi τ^* , tahapan dari uji signifikansi parameter adalah sebagai berikut:

$$H_0: \tau^* = \{\omega, \zeta, \lambda\} = 0 \text{ (Parameter tidak signifikan)}$$

$$H_1: \tau^* = \{\omega, \zeta, \lambda\} \neq 0 \text{ (Parameter signifikan)}$$

Adapun statistik uji yang digunakan dituliskan dalam Persamaan (11).

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\tau}^*}{SE(\tau^*)} \tag{11}$$

dengan,

$$SE(\tau^*) = \frac{s}{\sqrt{n}} \tag{12}$$

dimana, s adalah standar deviasi residual dan n adalah banyaknya data pengamatan. Daerah penolakan pada uji t yaitu H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, db}$ atau $p - value < \alpha$, dengan $db = n - n_p$, di mana n_p adalah banyaknya parameter (Brooks, 2008).

2.6 Uji Lagrange Multiplier

Uji LM digunakan untuk menguji homogenitas varians residual yang mendekati adanya proses ARCH/GARCH. Uji ini sama dengan statistik uji F, pada umumnya untuk menguji $\beta_i = 0$ ($i = 1, 2, \dots, m$) dalam regresi linier dituliskan sebagai berikut:

$$e_t^2 = \beta_0 + \beta_1 e_{t-1}^2 + \beta_2 e_{t-2}^2 + \dots + \beta_m e_{t-m}^2 + v_t, \quad t = m + 1, \dots, n \tag{13}$$

dimana v_t adalah residual pada Persamaan (13) dan m adalah bilangan bulat positif yang ditentukan sebelumnya. Jika nilai dugaan β_1 sampai dengan β_m bernilai nol, maka dapat disimpulkan bahwa e_t tidak memiliki otokorelasi yang nyata atau dengan kata lain tidak terdapat pengaruh ARCH dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_m = 0 \text{ (Tidak terdapat pengaruh ARCH pada data residual)}$$

$$H_1: \text{minimal terdapat satu } \beta_i \neq 0, \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, m \text{ (Terdapat pengaruh ARCH pada data residual)}$$

Adapun statistik uji yang digunakan sebagai berikut:

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/m}{SSR_1/(n - 2m - 1)} \tag{14}$$

dengan,

$$SSR_0 = \sum_{t=m+1}^n (e_t^2 - \bar{w})^2 \tag{15}$$

$$SSR_1 = \sum_{t=m+1}^n \hat{v}_t^2 \tag{16}$$

Dimana, $\bar{w} = 1/n \sum_{t=1}^n e_t^2$ adalah rata-rata sampel dari e_t^2 dan \hat{v}_t^2 adalah residual kuadrat terkecil dari regresi linier sebelumnya. Adapun daerah penolakan pada uji F adalah H_0 ditolak jika $F > \chi_m^2(\beta)$ atau $p - value < \alpha$, dengan statistik uji F mengikuti sebaran *chi-square* (χ^2) dengan derajat (m) (Tsay, 2005).

2.7 Ukuran Akurasi Peramalan

2.7.1 Akaike's Information Criterion (AIC)

AIC adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model. Kriteria AIC dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$AIC = -2 \ln(L) + 2n_p \tag{17}$$

Dengan n_p adalah banyaknya parameter dalam model statistik dan L adalah nilai maksimum dari fungsi *likelihood* untuk estimasi model. Semakin kecil nilai AIC yang diperoleh berarti semakin baik model yang digunakan (Wei, 2006).

2.7.2 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE dihitung menggunakan residual absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian, merata-rata kesalahan persentasi absolut tersebut. MAPE mengindikasikan seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata. Rumus MAPE adalah sebagai berikut (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \times 100\% \tag{18}$$

3. Metodologi

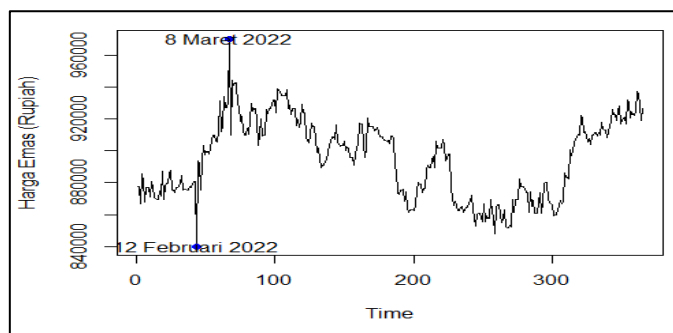
Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga emas harian Indonesia. Teknik penentuan sampel yang digunakan untuk mengumpulkan data yang diperlukan dalam penelitian ini adalah teknik *purposive sampling* dengan mempertimbangkan ketersediaan data terbaru yang dikumpulkan secara runtun waktu melalui *website* resmi harga emas. Teknik pengumpulan data dilakukan dengan cara mengambil data sekunder pada *website* resmi harga emas Indonesia yaitu <https://www.indogold.id/>. Periode data pengamatan dalam penelitian ini adalah 1 Januari 2022 sampai 31 Desember 2022. Adapun langkah-langkah analisis data menggunakan metode ARIMA – GARCH diuraikan sebagai berikut:

1. Melakukan analisis statistika deskriptif dengan menyajikan grafik runtun waktu.
2. Melakukan pemodelan ARIMA dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Melakukan pemeriksaan stasioneritas. Jika data belum stasioner pada varians maka dilakukan transformasi *Box-Cox* dan apabila data belum stasioner pada rata-rata, maka perlu dilakukan *differencing* maksimal 2 kali.
 - b. Melakukan identifikasi model dengan mengamati grafik FOK dan FOKP.
 - c. Menghitung estimasi parameter model menggunakan metode MLE.
 - d. Melakukan uji signifikansi parameter menggunakan uji t dengan rumus pada Persamaan (11).
 - e. Melakukan pemeriksaan diagnostik, yaitu uji normalitas *residual* menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan rumus $D_{hitung} = \sup |F_n(Z) - F_0(Z)|$, dimana $F_n(Z)$ adalah fungsi distribusi empiris dan $F_0(Z)$ adalah fungsi distribusi kumulatif. Selanjutnya dilakukan uji independensi *residual* menggunakan uji *Ljung-Box* dengan rumus $Q^* = n(n + 2) \sum_{k=1}^{k^*} \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)}$, dimana n adalah banyaknya data pengamatan, k adalah nilai *lag*, k^* adalah *lag* maksimum, dan $\hat{\rho}_k$ adalah estimator fungsi otokorelasi pada *lag* k .
 - f. Menghitung nilai AIC dari model yang signifikan.
3. Melakukan pemodelan GARCH menggunakan data *residual* dari model ARIMA.
 - a. Melakukan uji heteroskedastisitas menggunakan uji LM.
 - b. Melakukan identifikasi model varians *residual* GARCH dengan mengamati grafik FOK dan FOKP.
 - c. Menghitung estimasi parameter model menggunakan metode MLE.
 - d. Melakukan uji signifikansi parameter.
 - e. Melakukan evaluasi hasil estimasi untuk mengetahui apakah masih mengandung heteroskedastisitas atau tidak dengan menggunakan uji LM.
 - f. Menyusun model GARCH untuk masing-masing model ARIMA yang signifikan.
4. Menghitung prediksi berdasarkan model ARIMA – GARCH yang signifikan.
5. Menghitung nilai MAPE dari model ARIMA – GARCH.
6. Menghitung peramalan berdasarkan model ARIMA – GARCH.
7. Membuat kesimpulan.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga emas harian Indonesia yang dinotasikan Z_t periode 1 Januari 2022 sampai 31 Desember 2022 sebanyak 365 data. Untuk melihat pola data dari Z_t , dibuat grafik runtun waktu yang ditampilkan pada Gambar 1.



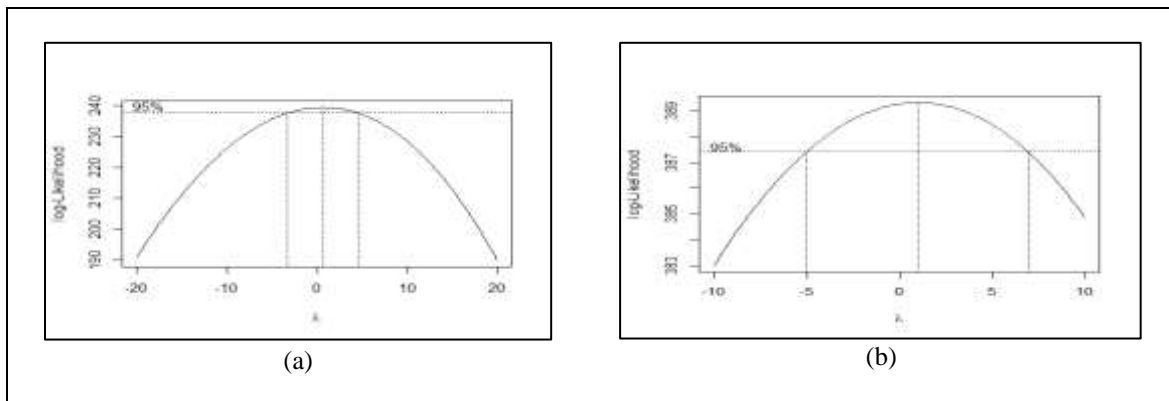
Gambar 1. Grafik runtun waktu harga emas harian Indonesia

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa harga emas harian Indonesia terendah pada periode ke-43 yaitu tanggal 12 Februari 2022. Adapun harga emas harian Indonesia tertinggi pada periode ke-67 yaitu tanggal 8 Maret 2022. Terlihat juga bahwa harga emas harian Indonesia secara visual terindikasi tidak membentuk pola data yang stasioner, karena terdapat pola tren. Adapun pola tren naik terjadi pada periode ke-1 sampai

dengan periode ke-67 yaitu tanggal 1 Januari 2022 hingga 8 Maret 2022. Kemudian mulai periode ke-68 yaitu tanggal 9 Maret 2022 cenderung mengalami tren turun hingga periode ke-266 yaitu tanggal 23 September 2022, lalu mengalami kenaikan kembali pada periode ke-267 sampai dengan periode ke-365 yaitu tanggal 24 September 2022 hingga 31 Desember 2022.

4.2 Pemodelan ARIMA

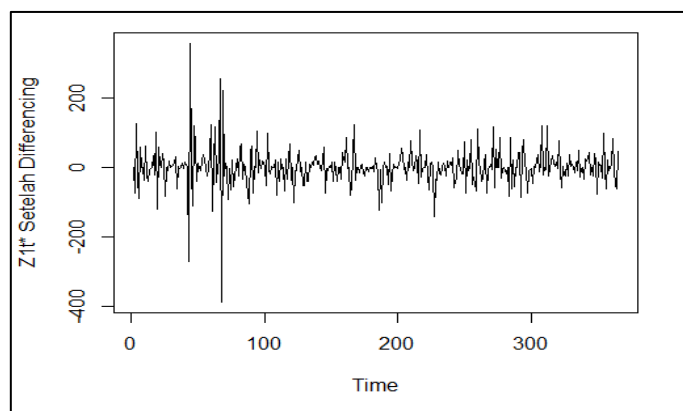
Dalam memperoleh model ARIMA, tahap awal yang dilakukan adalah melihat kestasioneran data baik dalam rata-rata maupun varians. Secara visual grafik runtun waktu pada Gambar 1 diduga bahwa Z_t tidak stasioner baik dalam rata-rata maupun varians. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemeriksaan stasioneritas baik dalam rata-rata maupun varians. Pemeriksaan stasioneritas dalam varians dilakukan dengan transformasi Box-Cox (Z_t). Setelah melakukan transformasi Box-Cox dapat memeriksa grafik Box-Cox data harga emas harian Indonesia setelah transformasi (Z_t^*) terlebih dulu, yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Hasil transformasi Box-Cox (a) Z_t dan (b) Z_t^*

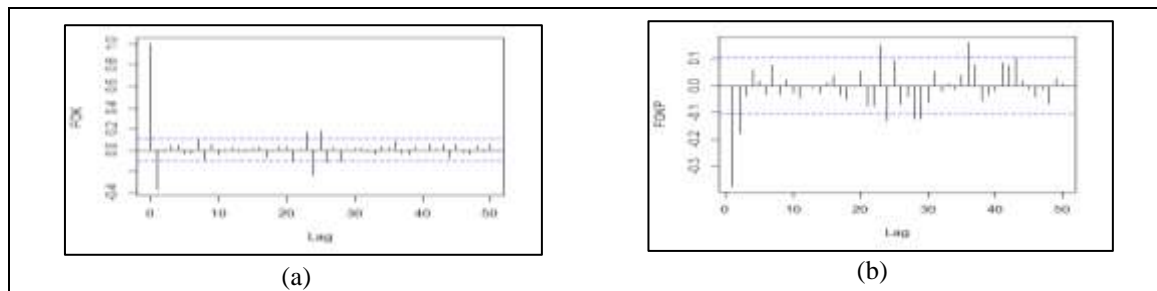
Berdasarkan Gambar 2(a) hasil estimasi nilai λ yang diperoleh adalah sebesar 0,6632617. Nilai λ yang diperoleh belum mendekati 1, hal ini menunjukkan bahwa data Z_t belum stasioner dalam varians. Dengan demikian, perlu dilakukan transformasi $Z_t^{0,6632617} = Z_t^*$. Berdasarkan Gambar 2(b) hasil estimasi nilai λ setelah ditransformasi yang diperoleh adalah sebesar 1, hal ini menunjukkan bahwa data Z_t^* telah stasioner dalam varians. Selanjutnya akan dilakukan pemeriksaan stasioner dalam rata-rata.

Setelah stasioneritas dalam varians terpenuhi, maka dilanjutkan dengan identifikasi stasioneritas dalam rata-rata. Pada Gambar 1 dapat diketahui bahwa data harga emas harian Indonesia belum stasioner dalam rata-rata. Untuk menstasionerkan data ini perlu dilakukan differencing. Adapun grafik runtun waktu data harga emas harian Indonesia setelah transformasi dan differencing orde 1 (∇Z_t^*) dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik runtun waktu ∇Z_t^*

Berdasarkan Gambar 3, dapat diketahui bahwa data ∇Z_t^* telah stasioner dalam rata-rata. Hal ini disebabkan data cenderung berada di sekitar nilai rata-rata. Setelah stasioneritas data terpenuhi, maka selanjutnya adalah menentukan nilai-nilai parameter model ARIMA sementara dengan melihat grafik FOK dan FOKP yang disajikan dalam Gambar 4.



Gambar 4. Grafik nilai (a) FOK ∇Z_t^* untuk 50 lag pertama dan (b) FOKP ∇Z_t^* untuk 50 lag pertama

Berdasarkan Gambar 4(a) dapat diketahui bahwa nilai FOK *cut off* setelah lag 1 dan berdasarkan Gambar 4(b) diketahui bahwa nilai FOKP *cut off* setelah lag 2. Kombinasi model ARIMA sementara yang diperoleh berdasarkan Persamaan (3) dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Model ARIMA Sementara

Model Sementara	Persamaan Model
ARIMA (0,1,1)	$Z_t = Z_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$
ARIMA (1,1,0)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + e_t$
ARIMA (1,1,1)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$
ARIMA (2,1,0)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_1 + \phi_2)Z_{t-2} - \phi_1 Z_{t-2} + e_t$
ARIMA (2,1,1)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_1 + \phi_2)Z_{t-2} - \phi_1 Z_{t-2} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$

Estimasi parameter model ARIMA pada penelitian ini menggunakan MLE. Diperoleh nilai estimasi parameter model yang signifikan dan dapat dilihat pada Tabel 2. Setelah dilakukan estimasi parameter, selanjutnya melakukan pengujian signifikansi parameter yang ada dalam model sementara. Hasil pengujian signifikansi model sementara sebagaimana disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA

Model	Estimasi Parameter	t_{hitung}	db	$t_{0,025;db}$	p-value	Keputusan
ARIMA (0,1,1)	$\hat{\theta}_1 = -0,4210$	-9,5325	364	1,9665	$< 2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
ARIMA (1,1,0)	$\hat{\phi}_1 = -0,3736$	-7,6899	364	1,9665	$1,389 \times 10^{-13}$	H_0 ditolak
ARIMA (2,1,0)	$\hat{\phi}_1 = -0,4393$ $\hat{\phi}_2 = -0,1763$	-8,5179 -3,4100	363 363	1,9665 1,9665	$4,35 \times 10^{-16}$ 0,0007	H_0 ditolak

Berdasarkan hasil pengujian signifikansi parameter pada Tabel 2 diperoleh model ARIMA sementara yang memenuhi asumsi adalah model ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), dan ARIMA (2,1,0). Tahap berikutnya adalah pemeriksaan diagnostik *residual* model ARIMA yang terdiri dari uji normalitas *residual* dan uji independensi *residual*. Uji normalitas *residual* pada penelitian ini menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian *Residual* Berdistribusi Normal

Model	D_{hitung}	$D_{0,05;365}$	p-value	Keputusan
ARIMA (0,1,1)	0,1020	0,0707	0,0010	H_0 ditolak
ARIMA (1,1,0)	0,1130	0,0707	0,0002	H_0 ditolak
ARIMA (2,1,0)	0,0981	0,0707	0,0018	H_0 ditolak

Berdasarkan pengujian normalitas *residual* diperoleh bahwa nilai D_{hitung} lebih besar dari $D_{0,05;365}$ atau p-value model lebih kecil dari 0,05. Sehingga diputuskan bahwa H_0 ditolak. Dapat disimpulkan bahwa data *residual* pada model tidak berdistribusi normal. Ketidaknormalan *residual* ini dapat mengindikasikan bahwa terdapat heteroskedastisitas pada *residual*.

Langkah selanjutnya dilakukan pengujian independensi *residual* menggunakan uji *Ljung-Box*. Setelah dilakukan pengujian diperoleh nilai p-value uji *Ljung-Box* untuk model ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), dan ARIMA (2,1,0) lebih kecil dari 0,05, sehingga diputuskan H_0 ditolak. Dapat disimpulkan terjadi otokorelasi pada data *residual* ketiga model. Terjadinya otokorelasi pada data *residual* ini dapat mengindikasikan bahwa terdapat heteroskedastisitas pada data *residual*.

Terdapat tiga model ARIMA signifikan yang terbentuk, dimana memiliki perbedaan nilai AIC yang relatif kecil. Perbedaan kecil dalam nilai AIC menunjukkan bahwa ketiga model memiliki tingkat kesesuaian yang hampir sama. Nilai AIC pada model ARIMA ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai AIC pada Model ARIMA

Model	AIC
ARIMA (0,1,1)	3904,59
ARIMA (1,1,0)	3914,20
ARIMA (2,1,0)	3904,76

Berdasarkan Tabel 4 diperoleh persamaan model ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), dan ARIMA (2,1,0) dapat dinyatakan sebagai berikut:

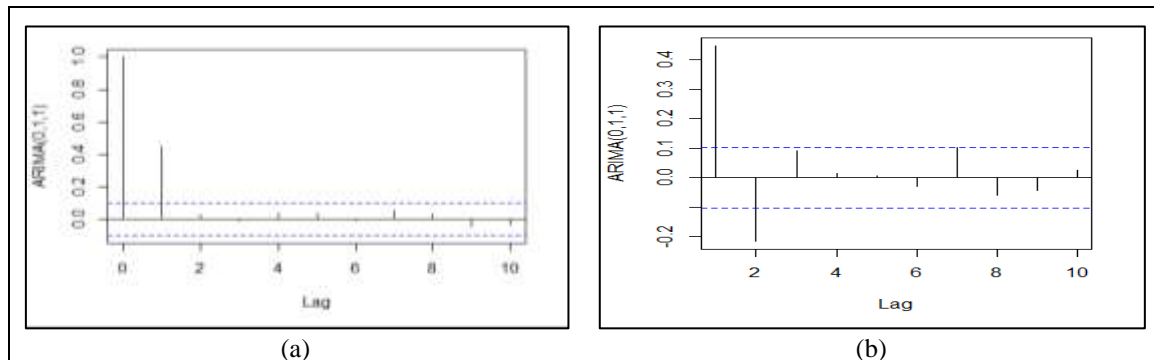
$$Z_t = Z_{t-1} + e_t + 0,4220e_{t-1} \tag{19}$$

$$Z_t = (1 - 0,3736)Z_{t-1} + 0,3736Z_{t-2} + e_t \tag{20}$$

$$Z_t = (1 - 0,4393)Z_{t-1} + (-0,4393 - 0,1763)Z_{t-2} + e_t \tag{21}$$

4.3 Pemodelan GARCH

Berdasarkan nilai AIC terkecil dari model ARIMA akan dibentuk model GARCH menggunakan *residual* ARIMA (0,1,1). Tahapan ini bertujuan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas dalam data. Melakukan pemodelan GARCH menggunakan model ARIMA (0,1,1) pada Persamaan (20). Langkah awal melakukan pemodelan GARCH adalah pengujian heteroskedastisitas varians *residual* menggunakan uji LM. Sebelum dilakukan pengujian LM dapat dilihat terlebih dahulu grafik FOK dan FOKP dari *residual* kuadrat yang dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik *residual* kuadrat ARIMA (0,1,1) (a) FOK dan (b) FOKP

Adapun pengujian LM dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Uji *Lagrange Multiplier* Varians *Residual* ARIMA (0,1,1)

Lag	F	db	$\chi^2_{\alpha;db}$	p-value	Keputusan
1	72,755	1	3,841	$< 2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
2	86,059	2	5,991	$< 2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak
3	88,285	3	7,815	$< 2,2 \times 10^{-16}$	H_0 ditolak

Berdasarkan pengujian LM pada Tabel 5 diperoleh bahwa varians *residual* ARIMA (0,1,1) memiliki nilai *p-value* $< 0,05$ atau $F > \chi^2_{\alpha;db}$ sehingga diputuskan H_0 ditolak. Dapat disimpulkan bahwa varians *residual* ARIMA (0,1,1) pada setiap *lag* terdapat pengaruh ARCH.

Penentuan orde pada model GARCH dengan melihat grafik FOK dan FOKP dari *residual* kuadrat berdasarkan model ARIMA (0,1,1). Berdasarkan grafik FOK dan FOKP terlihat bahwa pada grafik FOK *cut off* setelah *lag* 1 dan pada grafik FOKP *cut off* setelah *lag* 2. Dengan demikian, diperoleh model GARCH sementara yang dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Model GARCH Sementara pada ARIMA (0,1,1)

Model Sementara	Persamaan Model
GARCH (0,1)	$\sigma_t^2 = \omega + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2$
GARCH (1,0)	$\sigma_t^2 = \omega + \zeta_1 n_{t-1}^2$
GARCH (1,1)	$\sigma_t^2 = \omega + \zeta_1 n_{t-1}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2$
GARCH (2,0)	$\sigma_t^2 = \omega + \zeta_1 n_{t-1}^2 + \zeta_2 n_{t-2}^2$
GARCH (2,1)	$\sigma_t^2 = \omega + \zeta_1 n_{t-1}^2 + \zeta_2 n_{t-2}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2$

Model GARCH diperoleh pada tahap identifikasi model, selanjutnya akan dilakukan penaksiran dan pengujian signifikansi parameter model GARCH berdasarkan model sementara yang diperoleh. Hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,0)

Model	Estimasi Parameter	t_{hitung}	db	$t_{0,025,db}$	p-value	Keputusan
GARCH (0,1)	$\hat{\omega} = 0,0001$	0,0012	363	1,9665	0,9990	H_0 gagal ditolak
	$\hat{\lambda}_1 = 0,9987$	188,61	363	1,9665	0,0000	H_0 ditolak
GARCH (1,0)*	$\hat{\omega} = 2.089,23$	12,3732	363	1,9665	0,0000	H_0 ditolak
	$\hat{\zeta}_1 = 0,1372$	3,0886	363	1,9665	0,0020	H_0 ditolak
	$\hat{\omega} = 2.089,91$	4,6107	362	1,9665	0,0000	H_0 ditolak
GARCH (1,1)	$\hat{\zeta}_1 = 0,1373$	3,0672	362	1,9665	0,0022	H_0 ditolak
	$\hat{\lambda}_1 = 0,0000$	0,0000	362	1,9665	1,0000	H_0 gagal ditolak
GARCH (2,0)	$\hat{\omega} = 2.077,34$	11,9186	362	1,9665	0,0000	H_0 ditolak
	$\hat{\zeta}_1 = 0,1378$	3,0915	362	1,9665	0,0020	H_0 ditolak
	$\hat{\zeta}_2 = 0,0000$	0,0000	362	1,9665	1,0000	H_0 gagal ditolak
GARCH (2,1)	$\hat{\omega} = 2.078,76$	0,2510	361	1,9666	0,8018	H_0 gagal ditolak
	$\hat{\zeta}_1 = 0,1377$	1,5403	361	1,9666	0,1235	H_0 gagal ditolak
	$\hat{\zeta}_2 = 0,0000$	0,0000	361	1,9666	1,0000	H_0 gagal ditolak
	$\hat{\lambda}_1 = 0,0000$	0,0000	361	1,9666	1,0000	H_0 gagal ditolak

Keterangan: (*) Model GARCH yang memenuhi pengujian signifikansi parameter

Berdasarkan Tabel 7, terdapat model yang parameternya memiliki nilai p-value yang lebih kecil dari 0,05 yaitu mode GARCH (1,0), sehingga diputuskan H_0 ditolak. Disimpulkan bahwa model yang signifikan yaitu GARCH (1,0).

Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian untuk memeriksa apakah masih terdapat masalah heteroskedastisitas pada residual kuadrat model ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,0). Adapun pengujian LM model ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,0) adalah sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil Uji Lagrange Multiplier pada Residual ARIMA (0,1,1) - GARCH (1,0)

Lag	F	db	$\chi^2_{\alpha,db}$	p - value	Keputusan
1	3,0066	1	3,481	0,0581	H_0 gagal ditolak
2	4,3904	2	5,991	0,2347	H_0 gagal ditolak
3	4,2603	3	7,815	0,2492	H_0 gagal ditolak

Berdasarkan pengujian LM pada Tabel 8, diperoleh bahwa varians residual GARCH (1,0) memiliki nilai p-value > 0,05 atau $F > \chi^2_{\alpha,db}$, sehingga diputuskan H_0 gagal ditolak. Dapat disimpulkan bahwa varians residual GARCH (1,0) pada setiap lag sudah tidak terdapat pengaruh ARCH sehingga dapat digunakan untuk peramalan.

Berdasarkan model yang signifikan yaitu model ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,0), diperoleh nilai akurasi sebesar 0,5745% yang termasuk dalam kriteria yang sangat baik, sehingga model ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,0) dapat digunakan untuk peramalan.

4.4 Peramalan ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,0)

Berikut adalah hasil peramalan harga emas harian Indonesia menggunakan model ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,0). Pada tanggal 1 Januari 2023 hasil peramalan harga emas harian Indonesia sebesar Rp925.407,3 yang didapatkan dari model ARIMA (0,1,1) yaitu sebagai berikut, dimana nilai e_{366} adalah variabel acak berdistribusi normal yang dibangkitkan dengan rata-rata 0 dan varians 1:

$$\begin{aligned}
 Z_{366} &= Z_{t-1} + e_t + 0,4220e_{t-1} \\
 &= Z_{365} + e_{366} + 0,4220e_{365} \\
 &= 925.401 + 0,7094 + 0,4220(13,3220) \\
 &= 925.407,3
 \end{aligned}$$

Hasil peramalan varians *residual* harga emas harian Indonesia pada tanggal 1 Januari 2023 yang didapatkan dari model GARCH (1,0) adalah sebesar 46,42 yaitu sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_{366}^2 &= \omega + \zeta_1 n_{t-1}^2 \\ &= 2.089,23 + 0,1372 n_{365}^2 \\ &= 2.089,23 + 0,1372 (477,71) \\ &= 2.154,54 \end{aligned}$$

$$\hat{\sigma}_{366} = 46,42$$

di mana n_t diperoleh sebagai berikut dengan a_t adalah *i.i.d* variabel acak berdistribusi normal dengan rata-rata 0 dan varians 1,

$$\begin{aligned} n_{365} &= \sigma_{365} \cdot a_{365} \\ &= 49,5502 \times 0,4411 \\ &= 21,8566 \end{aligned}$$

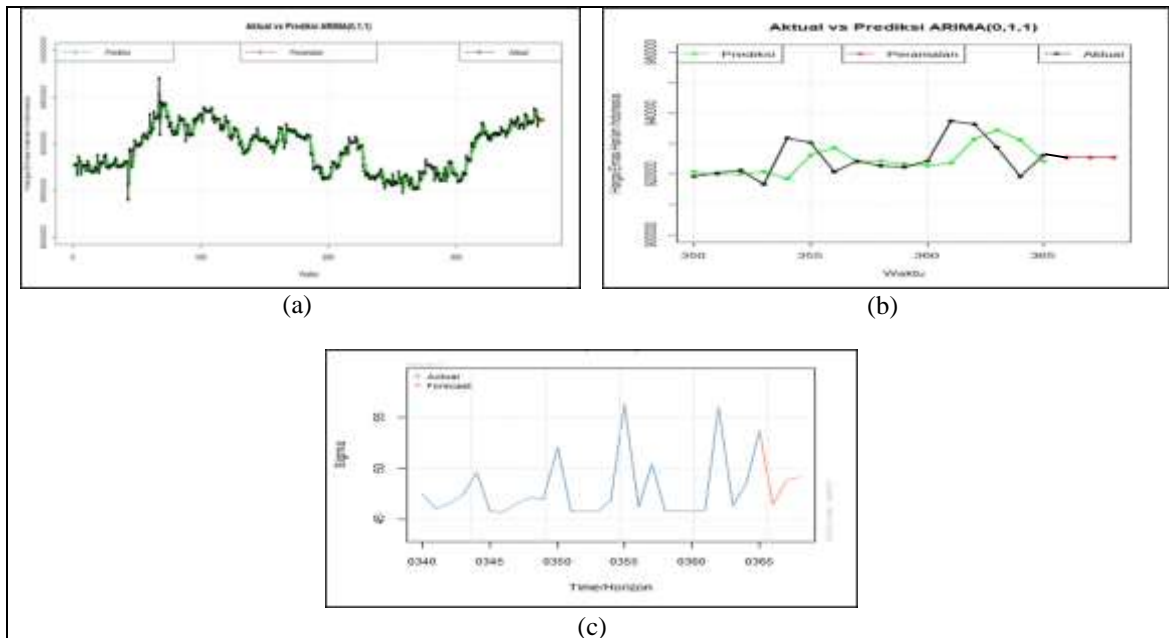
Hasil peramalan dilakukan dari 1 Januari 2023 hingga 3 Januari 2023 atau selama 3 periode ke depan, dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 9. Hasil Peramalan Harga Emas Harian Indonesia Periode 1 Januari 2022 hingga 3 Januari 2023 Menggunakan Model ARIMA (0,1,1) - GARCH (1,0)

Periode	Tanggal	Hasil Peramalan ARIMA (0,1,1)	Hasil Peramalan GARCH (1,0)
366	1 Januari 2023	925.407,5	46,42
367	2 Januari 2023	925.407,8	45,73
368	3 Januari 2023	925.406,7	47,86

Berdasarkan Tabel 10 diperoleh bahwa hasil peramalan harga emas harian Indonesia dari model ARIMA (0,1,1) – GARCH (1,0) cenderung stabil. Harga emas harian Indonesia terendah terjadi pada 3 Januari 2023 sebesar Rp925.406,7 dan varians *residual* terendah terjadi pada 2 Januari 2023 sebesar 45,73. Sedangkan, harga emas harian Indonesia tertinggi terjadi pada 2 Januari 2023 sebesar Rp925.407,8 dan varians *residual* tertinggi terjadi pada 3 Januari 2023 sebesar 47,86.

Hasil peramalan yang diperoleh pada Tabel 10 selanjutnya disajikan dalam bentuk grafik runtun waktu yang dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik runtun waktu (a) data aktual dan hasil peramalan harga emas harian Indonesia pada ARIMA (0,1,1), (b) data aktual dan hasil peramalan harga emas harian Indonesia untuk 18 periode terakhir pada ARIMA (0,1,1), dan (c) varians dari *residual* hasil peramalan harga emas harian Indonesia pada GARCH (1,0)

Berdasarkan Gambar 6(a), dapat dilihat bahwa pola data hasil prediksi harga emas harian Indonesia 1 Januari 2022 sampai 31 Desember 2022 mengalami fluktuatif yang menyerupai data aktual. Berdasarkan Gambar 6(a), dapat dilihat juga bahwa hasil peramalan harga emas harian Indonesia periode 1 Januari 2023

sampai 3 Januari 2023 cenderung stabil. Dan berdasarkan Gambar 6(c), terlihat bahwa varians *residual* harga emas harian Indonesia periode 6 Desember 2022 sampai 3 Januari 2023 mengalami lonjakan tertinggi pada periode 21 Desember 2022. Adapun hasil peramalan varians *residual* harga emas harian Indonesia menunjukkan penurunan pada periode 1 Januari 2023 sampai 3 Januari 2023.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai peramalan harga emas harian Indonesia menggunakan model ARIMA – GARCH, maka dapat diperoleh kesimpulan bahwa model ARIMA – GARCH untuk data harga emas harian Indonesia periode 1 Januari 2022 sampai 31 Desember 2022 pada model ARIMA (0,1,1) –GARCH (1,0) adalah $Z_t = Z_{t-1} + e_t + 0,4220e_{t-1}$ dengan $\hat{\sigma}_t^2 = 2.089,23 + 0,1372_1n_{t-1}^2$. Model tersebut memiliki nilai MAPE sebesar 0,5745% yang menunjukkan bahwa model sangat baik karena nilai MAPE kurang dari 10%. Hasil peramalan menunjukkan bahwa harga emas harian Indonesia terendah terjadi pada 3 Januari 2023 sebesar Rp925.406,7 dan varians *residual* terendah terjadi pada 2 Januari 2023 sebesar 45,73. Sedangkan, harga emas harian Indonesia tertinggi terjadi pada 2 Januari 2023 sebesar Rp925.407,8 dan varians *residual* tertinggi terjadi pada 3 Januari 2023 sebesar 47,86.

Daftar Pustaka

- Aswi, & Sukarna. (2006). *Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. Makassar: Andira Publisher.
- Azmi, U., & Syaifudin, W. H. (2020). Peramalan Harga Komoditas dengan Menggunakan Metode Arima-Garch. *Jurnal Varian*, 3(2), 113-124.
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance*. New York: Cambridge University Press.
- Desvina, A. P., & Meijer, I. O. (2018). Penerapan Model ARCH/GARCH untuk Peramalan Nilai Tukar Petani. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, 4(2), 43-54.
- IndoGold. (2023, 10 April), Harga Emas Hari Ini. Diakses pada 10 April 2023, dari <https://www.indogold.id/harga-emas-hari-ini>
- Kanal, F. A., Manurung, T., & Prang, J. D. (2018). Penerapan Model GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) Dalam Menghitung Nilai Beta Saham Indeks Perfindo25. *Jurnal Ilmiah Sains*, 18(2), 68-74.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan, Jilid 1*. Jakarta: Binarupa Aksara.
- Marthasari, G. I., & Djunaidy, A. (2014). Optimasi Data Latih Menggunakan Algoritma Genetika untuk Peramalan Harga Emas Berbasis Generalized Regression Neural Network. *Jurnal Sistem Informasi*, 5(1), 62-69.
- Salamah, M., Suhartono, & Wulandari, S. P. (2003). *Buku Ajar Analisis Time Series*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Sari, R. N., Mariani, S., & Hendikawati, P. (2016). Analisis Intervensi Fungsi Step pada Harga Saham (Studi Kasus Saham PT Fast Food Indonesia Tbk). *UNNES Journal of Mathematics*, 5(2), 181-189.
- Syahtria, M. F., Suhadak, & Firdausi, N. (2016). Dampak Inflasi, Fluktuasi Harga Minyak dan Emas Dunia Terhadap Nilai Tukar Rupiah dan Pertumbuhan Ekonomi (Studi pada Tahun 2004-2013). *Jurnal Administrasi Bisnis*, 32(2), 59-68.
- Tsay, R. S. (2005). *Analysis of Financial Time Series*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Untari, N., Mattjik, A. A., & Saefuddin, A. (2009). Analisis Deret Waktu dengan Ragam Galat Heterogen dan Asimetrik Studi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Periode 1999-2008. *Forum Statistika dan Komputasi*, 14(1), 22-33.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods (Second Edition)*. New York: Addison Wesley Publishing Company.
- Yolanda, N. B., Nainggolan, N., & Komalig, H. A. (2017). Penerapan Model ARIMA-GARCH untuk Memprediksi Harga Saham Bank BRI. *Jurnal MIPA UNSRAT*, 6(2), 92-96.