

PEMODELAN *HYBRID* ARIMA DENGAN VOLATILITAS STOKASTIK UNTUK PERAMALAN NILAI EKSPOR NONMIGAS INDONESIA

HYBRID ARIMA MODELING WITH STOCHASTIC VOLATILITY FOR FORECASTING THE VALUE OF NON-OIL AND GAS EXPORTS IN INDONESIA

EVATIA SURYATIN¹, MUSTIKA HADIJATI², ZULHAN WIDYA BASKARA³

^{1,2,3} Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Mataram.
Jl. Majapahit No. 62 Mataram 83125, Nusa Tenggara Barat, Indonesia. Tel/Fax (0370) 633007
email: evatiasuryatin12@gmail.com.

Abstrak. Ekspor merupakan salah satu sektor yang berperan penting dalam pertumbuhan ekonomi Indonesia. Kegiatan ekspor sendiri terbagi menjadi dua jenis, diantaranya ekspor migas dan ekspor nonmigas. Ekspor nonmigas merupakan salah satu sektor yang memberikan sumbangan devisa terbesar untuk Indonesia, sehingga pergerakan nilai ekspor nonmigas memiliki pengaruh terhadap pertumbuhan ekonomi. Oleh sebab itu tujuan penelitian ini adalah untuk membuat model yang digunakan untuk memprediksi nilai ekspor nonmigas yang akan datang, salah satu model matematika yang dapat digunakan untuk memprediksi nilai ekspor nonmigas Indonesia adalah penggabungan model ARIMA dan model volatilitas stokastik atau yang disebut dengan *Hybrid* ARIMA dengan volatilitas stokastik. Pemodelan *Hybrid* ARIMA dengan volatilitas stokastik memiliki keunggulan dalam membuat model data yang mengalami volatilitas yang tinggi, mereduksi error, dan mampu menggabungkan data yang berpola linear dan data yang berpola nonlinear. Dalam penelitian ini diperoleh model ARIMA (1,1,1) model yang terbaik dengan nilai MAPE sebesar 13,2082%, dari residual model ARIMA (1,1,1) yang terdapat gejala heteroskedastisitas dibuat model GARCH dengan model terbaik GARCH (0,1). Pada model GARCH (0,1) didapatkan bahwa terdapat pengaruh asimetris, maka digunakan model EGARCH dan GJR-GARCH. Perbandingan model EGARCH dan GJR-GARCH dilakukan untuk mengatasi pola data residual yang asimetris. Berdasarkan hasil penelitian diperoleh model yang terbaik yang digunakan untuk melakukan prediksi yaitu model hybrid ARIMA (1,1,1) dengan EGARCH (1,1) dengan nilai MAPE sebesar 9,35158%.

Kata kunci: ARIMA, Ekspor nonmigas, Hybrid ARIMA, MAPE, Volatilitas Stokastik.

Abstract. Export is one of the sectors that play an important role in the growth of the Indonesian economy. Export activities are divided into two types, namely oil and gas exports and non-oil and gas exports. Non-oil and gas exports are one of the sectors that provide the largest foreign exchange contribution to Indonesia, so the movement of non-oil and gas export values has an impact on economic growth. Therefore, the objective of this research is to create a model used to predict the future value of non-oil and gas exports, one mathematical model that can be used to predict the value of non-oil and gas exports in Indonesia is the combination of ARIMA and stochastic volatility models or called Hybrid ARIMA with stochastic volatility. Hybrid ARIMA modeling with stochastic volatility has advantages in creating models for data with high volatility, reducing errors, and combining linear and nonlinear pattern data. In this study, the ARIMA (1,1,1) model was obtained as the best model with a MAPE value of 13.2082%, from the residual ARIMA (1,1,1) There is an indication of heteroscedasticity model a GARCH model was created with the best GARCH (0,1) model. In the GARCH (0,1) model, it was found that there was an asymmetrical effect, so the EGARCH and GJR-GARCH models were used. The comparison of the EGARCH and GJR-GARCH models was done to overcome the asymmetrical residual data pattern. Based on the research results, the best model used for prediction is the hybrid ARIMA (1,1,1) with EGARCH (1,1) model with a MAPE value of 9.35158% .

Key words: ARIMA, Non-oil gas exports, Hybrid ARIMA, MAPE, Stochastic Volatility.

PENDAHULUAN

Pertumbuhan ekonomi merupakan suatu kenaikan jangka panjang dalam kemampuan negara untuk menyediakan berbagai barang ekonomi yang diberikan kepada penduduknya (Jhingan, 2013). Pertumbuhan ekonomi menjadi salah satu bukti dari tingkat keberhasilan di suatu negara. Salah satu kegiatan yang berperan dalam mendukung pertumbuhan ekonomi menurut Bank Indonesia (2018) adalah kegiatan ekspor.

Pengeluaran barang dari suatu peredaran di dalam masyarakat yang dikirim ke luar negeri dengan ketentuan dari pemerintah yang mengharapkan pembayaran dalam bentuk valuta asing disebut dengan ekspor (Amir, 2009). Indonesia merupakan salah satu negara yang tak lepas dari pengaruh kinerja dari kegiatan ekspor di berbagai sektor diantaranya yaitu ekspor nonmigas. Ekspor nonmigas merupakan salah satu sektor yang memberikan sumbangan devisa terbesar di Indonesia. Nilai ekspor Indonesia secara kumulatif menurun sebesar 6.94 %, begitu pula dengan ekspor untuk nonmigas terjadi penurunan yang mencapai 4.82% (BPS, 2019). Penurunan terhadap ekspor nonmigas berakibat pada kinerja dan pertumbuhan ekonomi dalam. Oleh karena itu nilai ekspor nonmigas menjadi salah satu faktor penting dalam pertumbuhan ekonomi Indonesia, sehingga perlu dilakukan pemodelan nilai ekspor nonmigas Indonesia.

Pemodelan nilai ekspor nonmigas Indonesia dapat digunakan untuk melakukan peramalan yang nantinya dijadikan bahan pertimbangan dalam pengambilan suatu kebijakan dalam kegiatan ekonomi di suatu negara. Peramalan adalah proses perkiraan (pengukuran) besarnya atau jumlah sesuatu pada waktu yang akan datang yang berdasarkan data masa lalu dan dianalisis secara ilmiah menggunakan metode statistika (Sudjana, 1989). Analisis time series merupakan metode statistika yang dapat digunakan untuk peramalan, sehingga penggunaan analisis *time series* dapat diterapkan dalam pemodelan nilai ekspor nonmigas Indonesia.

Time series merupakan kumpulan data pengamatan yang berasal dari suatu sumber tetap dan terjadi berdasarkan indeks waktu t secara beruntun dengan interval waktu yang tepat (Cryer, 1986). Analisis time series memiliki keunikan dalam merekam perilaku ekonomi dari waktu ke waktu. Menurut Wei (2006), klasifikasi time series berdasarkan bentuk atau fungsinya ada dua, yaitu model *linear* dan model *nonlinear*.

Untuk kasus data dengan model *linear* metode yang digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan metode yang tepat digunakan untuk meramal karena hanya membutuhkan variabel yang diramal secara sederhana, akurat, dan cepat (Hartati, 2017). Metode ARIMA merupakan gabungan dari model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Namun untuk data yang terdapat pada sektor keuangan salah satunya nilai ekspor nonmigas Indonesia yang bersifat random, memiliki volatilitas yang tinggi dan varian yang tidak konstan yang menunjukkan variasi data (*conditional variance*) yang berakibat terindikasi adanya gejala heteroskedastisitas (Yolanda dkk, 2014), sehingga untuk model ARIMA tidak cukup untuk data yang mengalami gejala heteroskedastisitas, maka untuk mengatasi keterbatasan dari model ARIMA dibuat model gabungan atau yang disebut dengan *hybrid* model.

Hybrid model merupakan salah satu metode yang dirancang berdasarkan kecerdasan buatan untuk mengatasi kesulitan pada data yang mengandung model *linear* dan *nonlinear* (Zhang, 2003). Ada beberapa model yang dapat mengatasi keterbatasan model ARIMA serta mampu memodelkan volatilitas yang terjadi pada nilai ekspor nonmigas Indonesia diantaranya *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH), *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (EGARCH), serta model Glosten, Jaganathan, dan Runkle *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GJR-GARCH). Pertimbangan ketiga model yang digunakan untuk digabungkan dengan model ARIMA didasarkan pada pola yang dihasilkan dari residual ARIMA apabila terdapat efek asimetris pada residual kuadrat ARIMA dengan residual GARCH. Oleh sebab itu, pada penelitian ini akan dilakukan Pemodelan *Hybrid* ARIMA dengan Volatilitas Stokastik untuk Peramalan Nilai Ekspor Nonmigas Indonesia.

MATERI DAN METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data nilai ekspor nonmigas Indonesia diambil dari website resmi BPS <https://www.bps.go.id>, yaitu data bulanan nilai ekspor nonmigas Indonesia sebagai variabel (Y_t). Tujuan dari penelitian ini untuk

membuat model *hybrid* ARIMA dengan volatilitas stokastik untuk peramalan nilai ekspor nonmigas Indonesia. Metode yang digunakan adalah analisis *time series*.

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

- a. Mengumpulkan data *in sample* sebanyak 211 data yang digunakan untuk pembentukan model dan data *out sample* sebanyak 12 data. Untuk data Januari 2004 sampai dengan Juli 2021 data *in sample* digunakan untuk pembuatan model *Hybrid* ARIMA dengan volatilitas stokastik dan untuk 12 data *out sample* tahun Agustus 2021 sampai dengan Juli 2022 digunakan untuk menguji ketepatan peramalan dari model yang dihasilkan.
- b. Melakukan pengujian stasioneritas terhadap data *in sample* dengan melakukan pengujian stasioneritas terhadap rata-rata yang dilakukan dengan Persamaan uji ADF (Wei, 2006).

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + e_t \quad (1)$$

- c. Melakukan identifikasi model ARIMA melalui plot ACF dan PACF (Wei, 2006).
- d. Mengestimasi parameter model ARIMA menggunakan *Ordinary Least square* (OLS) Wei (2006) diperoleh estimasi sebagai berikut:

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n Y_{t-1} Y_t}{\sum_{t=2}^n Y_{t-1}^2} \quad (2)$$

- e. melakukan uji signifikan parameter model ARIMA. Apabila parameter tidak signifikan maka dilakukan identifikasi model hingga diperoleh parameter yang signifikan.
- f. Melakukan uji diagnostik ARIMA menggunakan uji White Noise (Wei, 2006). dan uji *Kolmogorov-Smirnov* (Daniel, 1989).
- g. Melakukan identifikasi efek ARCH dengan menggunakan uji ARCH-LM untuk mendeteksi adanya efek ARCH pada residualnya.

$$LM = NR^2 \quad (3)$$

- h. Melakukan estimasi model GARCH, dan memilih model GARCH.
- i. Melakukan uji korelasi silang setelah memperoleh model GARCH terbaik. Apabila hasil uji korelasi silang berbeda signifikan dengan nol maka dapat

disimpulkan bahwa terdapat efek Asimetris, sehingga model EGARCH dan GJR-GARCH yang menjadi kemungkinan model yang akan digunakan.

$$\hat{r}_{ij} = \frac{c_{ij}(k)}{\sqrt{c_i(0)c_j(0)}} \quad (4)$$

- j. Mengestimasi model dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).
- k. Melakukan peramalan nilai ekspor nonmigas Indonesia dengan menggunakan metode Hybrid ARIMA dengan volatilitas stokastik

$$\hat{Y}_t^{hybrid} = \hat{L}_t^{ARIMA} + E_t^{VS} \quad (5)$$

Dimana

$$\hat{L}_t^{ARIMA} = \phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B)$$

$$E_t^{VS} = \sigma_t^2, \text{ (GARCH, EGARCH, atau GJR-GARCH)}$$

- l. Menghitung ketepatan akurasi peramalan menggunakan MAPE (Maricar, 2019), dengan menggunakan data *out sample* dari hasil peramalan yang diperoleh untuk melihat persentase error yang dihasilkan

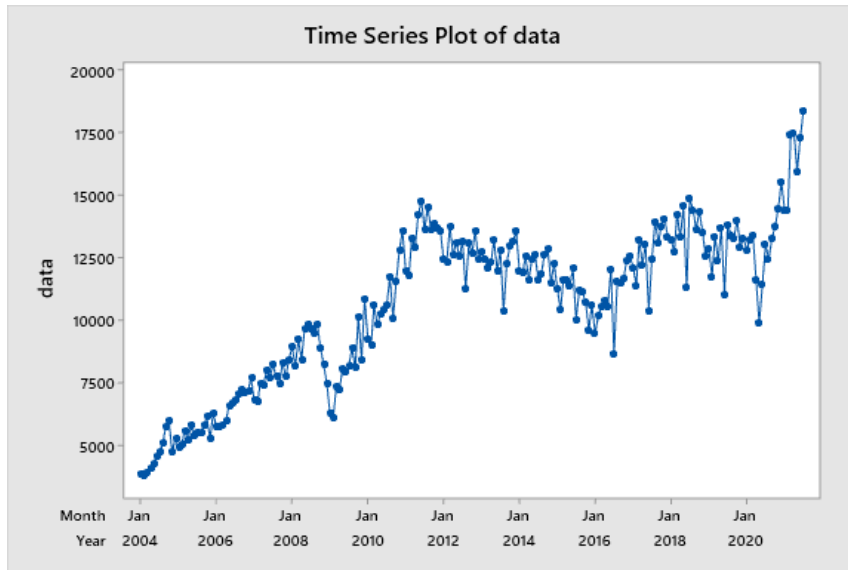
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |PE_t|$$

- m. Menarik kesimpulan.

HASIL DAN DISKUSI

Pemodelan ARIMA

Dengan menggunakan data *in sample* dilakukan pembuatan *time series plot* nilai ekspor nonmigas Indonesia (Y_t) yang merupakan langkah yang pertama kali dilakukan sebelum membuat model ARIMA, agar dapat mengetahui pola data yang terbentuk, sehingga dihasilkan *time series plot* sebagai berikut:



Gambar 1 Plot *Time Series*

Dari Gambar 1 dapat dilihat bahwa data nilai ekspor nonmigas menunjukkan adanya *trend* naik atau fluktuasi yang tidak konstan, selain itu data nilai ekspor nonmigas Indonesia fluktuasi yang terjadi akibat volatilitas yang tidak dapat untuk dihindari pada pasar finansial yang bersifat sensitif terhadap perubahan. Untuk pemilihan model ARIMA terbaik dilakukan dengan menggunakan nilai AIC terkecil

Tabel 1 Pemilihan Model ARIMA

Model	Estimasi	p-value	Keterangan	AIC
ARIMA (0,1,1)				
θ_1	0,4982	0,0000	Signifikan	0,00753
ARIMA (1,1,0)				
ϕ_1	-0,4925	0,0000	Signifikan	0,0075
ARIMA (1,1,1)				
ϕ_1	-0,294	0,022	Signifikan	0,0074
θ_1	0,266	0,041		

Pada tabel 1 di atas dapat dilihat bahwa ARIMA (1,1,1) merupakan model yang sudah signifikan dan memiliki nilai AIC yang terkecil diantara model ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), meskipun ketiga model yang diuji signifikan. Kemudian setelah memperoleh model yang terbaik, maka dilanjutkan dengan melakukan prediksi model ARIMA.

Prediksi ARIMA

Prediksi ARIMA dilakukan setelah memperoleh model ARIMA terbaik. Misalkan diprediksi nilai ekspor nonmigas Indonesia dari bulan Agustus 2021 (\hat{Y}_{212}) dengan jumlah *time origin* yang digunakan (n) = 211, dengan menggunakan nilai t yang diganti dengan $t = 212$ pada persamaan sebagai berikut:

$$\ln Y_{212} = \ln Y_{211} + \phi_1 \ln Y_{211} - \phi_1 \ln Y_{210} + e_t + \theta_1 e_{211}$$

Dengan menggunakan langkah yang sama untuk periode September 2021 sampai dengan Juli 2022, sehingga untuk perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi didapatkan nilai MAPE sebesar 13,20824%. yang dihasilkan

5.5 Pemodelan GARCH

Dengan menggunakan residual dari model ARIMA (1,1,1) maka kita dapat menguji apakah terdapat gejala heteroskedastisitas atau tidak.

Uji ARCH-LM

Uji yang digunakan untuk mengetahui apakah terdapat efek ARCH atau tidak menggunakan uji *Lagrange Multiplier* sebagai berikut:

Dengan statistik uji

$$LM = NR^2$$

Dari hasil nilai LM diperoleh nilai sebesar 104,9642 dengan nilai $\chi_{\alpha;1}^2$ sebesar 3,841, dimana $\alpha = 0,05$, sehingga nilai $LM > \chi_{\alpha;1}^2$ yang artinya bahwa terdapat gejala heteroskedastisitas pada residual dari model ARIMA (1,1,1). Dapat diberi kesimpulan bahwa residual dari model ARIMA (1,1,1) dapat dilakukan pemodelan dengan menggunakan metode ARCH ataupun GARCH.

Tabel 2 Kemungkinan Model GARCH

Model	Parameter	Estimasi	$p - value$	Keterangan
GARCH (1,0)	a_0	0,0005759	0,00000	Signifikan
	a_1	0,210620	0,0072173	Tidak Signifikan
GARCH (0,1)	a_0	0,000010	0,000736	Signifikan
	a_1	0,999000	0,000000	Signifikan
GARCH (1,1)	a_0	0,000010	0,0000	Signifikan
	a_1	0,000000	1,0000	Tidak Signifikan
	β_1	0,999000	0,0000	Signifikan
GARCH (2,0)	a_0	0,005408	0,0000	Signifikan
	a_1	0,189039	0,10289	Tidak signifikan
	a_2	0,068394	0,28035	Tidak Signifikan
GARCH (0,2)	a_0	0,000013	0,00000	Signifikan
	β_1	0,154832	0,00000	Signifikan
	β_2	0,844168	0,00000	Signifikan
GARCH(1,2)	a_0	0,000013	0,34368	Tidak Signifikan
	a_1	0,000000	1,00000	Tidak Signifikan
	β_1	0,157811	0,00000	Signifikan
	β_2	0,841189	0,00000	Signifikan
GARCH(2,1)	a_0	0,000011	0,00000	Signifikan
	a_1	0,000000	1,00000	Tidak Signifikan
	β_1	0,000000	1,00000	Tidak Signifikan
	β_2	0,999000	0,00000	Signifikan
GARCH(2,2)	a_0	0,000013	0,39201	Tidak Signifikan
	a_1	0,000000	1,00000	Tidak Signifikan
	a_2	0,000000	1,00000	Tidak Signifikan
	β_1	0,143370	0,00000	Signifikan
	β_2	0,855630	0,00000	Signifikan

Melalui uji signifikansi parameter pada tabel diperoleh bahwa model GARCH (0,1) dan GARCH (0,2) merupakan model yang signifikan, sehingga perlu dipilih model yang terbaik dengan menggunakan nilai AIC yang paling sebagai berikut:

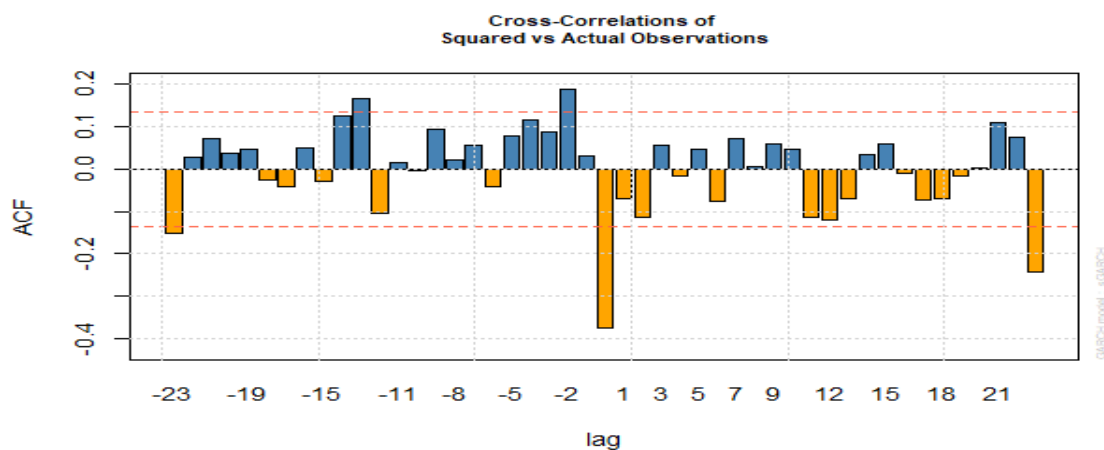
Tabel 3 Nilai AIC GARCH

No	Model	AIC
1	GARCH (0,1)	-2,6874
2	GARCH (0,2)	-0,6872

Dari Tabel 3 dapat dilihat bahwa model GARCH (0,1) memiliki nilai AIC yang paling kecil, sehingga dapat digunakan untuk melakukan uji lanjutan. Pada uji lanjutan ini akan diidentifikasi apakah terdapat efek asimetris atau tidak.

Pengujian Asimetris

Pada pengujian asimetris digunakan uji korelasi silang yaitu residual kuadrat ARIMA(1,1,1) dikorelasikan dengan residual GARCH (0,1).



Gambar 2 Plot CCF

Dari Gambar 2 di atas diketahui bahwa model ARIMA (1,1,1) dan GARCH (0,1) mengandung efek asimetris, dimana pada plot *cross correlation* menghasilkan hasil korelasi silang, sehingga perlu digunakan metode modifikasi dari GARCH yaitu EGARCH dan GJR-GARCH untuk membuat model pada data yang mengalami efek asimetris.

Model EGARCH

Penggunaan model EGARCH merupakan salah satu metode yang dapat memodelkan efek asimetris yang terjadi pada data *time series* sehingga terdapat beberapa kemungkinan model EGARCH yang dapat digunakan sebagai berikut:

Tabel 4 Kemungkinan model EGARCH

Model	Parameter	Estimasi	P-value	Keterangan
EGARCH (1,1)	a_0	-0,1229	0,0000	Signifikan
	a_1	-0,0514	0,0000	Signifikan
	β_1	0,9753	0,0000	Signifikan
	γ_1	-0,1836	0,0000	Signifikan
EGARCH (1,2)	a_0	-0,209637	0,0000	Signifikan
	a_1	-0,50654	0,0000	Signifikan
	β_1	0,601031	0,0000	Signifikan
	β_2	0,356302	0,0000	Signifikan
	γ_1	-0,206116	0,0000	Signifikan
EGARCH (2,1)	a_0	-0,223122	0,0000	Signifikan
	a_1	0,019252	0,0000	Signifikan
	a_2	-0,067247	0,0000	Signifikan
	β_1	0,955972	0,0000	Signifikan
	γ_1	0,073507	0,0000	Signifikan
	γ_2	-0,275930	0,0000	Signifikan
EGARCH (2,2)	a_0	-0,5130599	0,110073	Tidak Signifikan
	a_1	0,049999	0,453136	Tidak Signifikan
	a_2	-0,152500	0,034917	Signifikan
	β_1	0,184208	0,000033	Signifikan
	β_2	0,712357	0,0000	Signifikan
	γ_1	0,200551	0,211283	Tidak Signifikan
	γ_2	-0,117625	0,190278	Tidak Signifikan

Pada tabel 4 dapat dilihat bahwa EGARCH (1,1), EGARCH (1,2), dan EGARCH (2,1) memiliki nilai estimasi yang signifikan. Sebelum menyimpulkan model EGARCH yang terbaik dilakukan pengamatan pada model GJR-GARCH.

Model GJR-GARCH

Tabel 5. 2 Kemungkinan Model GJR-GARCH

Model	Parameter	Estimasi	P-value	Keterangan
GJR-GARCH (1,1)	a_0	0,000385	0,009239	Signifikan
	a_1	0,000000	1,0000	Tidak Signifikan
	β_1	0,925486	0,0000	Signifikan
	γ_1	0,036367	0,273499	Tidak Signifikan
GJR-GARCH (1,2)	a_0	0,000480	0,010653	Signifikan
	a_1	0,000000	1,0000	Tidak Signifikan
	β_1	0,590296	0,213128	Tidak Signifikan
	β_2	0,312080	0,5168199	Tidak Signifikan
	γ_1	0,053621	0,262351	Tidak Signifikan
GJR-GARCH (2,1)	a_0	0,0001399	0,080724	Tidak Signifikan
	a_1	0,000000	1,00000	Tidak Signifikan
	a_2	0,000000	1,0000	Tidak Signifikan
	β_1	0,964584	0,0000	Signifikan
	γ_1	0,213853	0,063915	Tidak Signifikan
	γ_2	-0,184678	0,107568	Tidak Signifikan
GJR-GARCH (2,2)	a_0	0,000139	0,092877	Tidak Signifikan
	a_1	0,00000	1,00000	Tidak Signifikan
	a_2	0,00000	1,00000	Tidak Signifikan
	β_1	0,964584	0,00000	Signifikan
	β_2	0,0000	0,999991	Tidak Signifikan
	γ_1	0,213853	0,064062	Tidak Signifikan
	γ_2	-0,184678	0,107676	Tidak Signifikan

Selanjutnya digunakan *Akaike Information Criteria* (AIC) diperoleh hasil AIC untuk EGARCH (1,1) seperti dibawah ini:

Tabel 5 Nilai AIC EGARCH

No	Model	AIC
1	EGARCH (1,1)	-0,07277
2	EGARCH (1,2)	1,28440
3	EGARCH (2,1)	1,27730

Dari tabel dapat dilihat bahwa model EGARCH (1,1) memiliki nilai AIC yang terkecil sebesar -0,07277 yang artinya bahwa model EGARCH (1,1) menunjukkan model yang tepat yang digunakan untuk melakukan prediksi.

Prediksi EGARCH

Hasil prediksi untuk model EGARCH(1,1), dengan menggunakan nilai t yang diganti dengan $t = 212$ pada persamaan sebagai berikut:

$$\ln(\sigma_{212}^2) = -0,1229 - 0,0514 \left| \frac{\varepsilon_{211}}{\sigma_{211}} \right| - 0,1836 \frac{\varepsilon_{211}}{\sigma_{211}} + 0,9753 \ln(\sigma_{211}^2)$$

sehingga diperoleh hasil prediksi untuk model EGARCH untuk 12 periode kedepan. Lalu dilakukan proses *hybrid* untuk memperoleh hasil prediksi yang optimum.

5.6 Hybrid ARIMA-EGARCH

Setelah diperoleh nilai hasil prediksi dengan metode ARIMA dan metode EGARCH dilakukan penggabungan model dengan persamaan 3.27 sebagai berikut:

$$\hat{Y}_t^{hybrid} = \hat{L}_t^{ARIMA} + E_t^{EGARCH}$$

$$\ln \hat{Y}_t^{hybrid} = \ln Y_{t-1} - 0,294 \ln Y_{t-1} + 0,294 \ln Y_{t-2} + e_t + 0,266e_{t-1} - 0,1229 - 0,0514 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - 0,1836 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0,9753 \ln(\sigma_{t-1}^2)$$

Setelah diperoleh persamaan model untuk metode *Hybrid* ARIMA-EGARCH, maka diperoleh hasil peramalan 12 periode dari bulan Agustus 2021 sampai dengan bulan Juli 2022 sebagai berikut:

Akurasi Peramalan *Hybrid* ARIMA-EGARCH

Selanjutnya dilakukan perhitungan akurasi peramalan yang diperoleh dengan menggunakan MAPE dengan persamaan 3.28 sebagai berikut

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |PE_t|$$

$$MAPE = 9,35158\%.$$

Karena nilai akurasi peramalan yang diperoleh sangat akurat karena kurang dari 10% yang menunjukkan dapat mereduksi error ARIMA yang awalnya 13,20824%, sehingga model tersebut dapat digunakan untuk melakukan prediksi nilai ekspor nonmigas.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan dapat diberi kesimpulan bahwa:

- a. Model nilai ekspor nonmigas Indonesia periode Januari 2004 hingga Juli 2021 dengan metode *Hybrid* ARIMA (1,1,1)-EGARCH (1,1) secara matematis ditulis sebagai berikut:

$$\ln \hat{Y}_t^{hybrid} = \hat{L}_t^{ARIMA} + E_t^{EGARCH}$$

Dimana

$$\hat{L}_t^{ARIMA} = \ln Y_t = \ln Y_{t-1} - 0,294 \ln Y_{t-1} + 0,294 \ln Y_{t-2} + e_t + 0,266e_{t-1}$$

$$E_t^{EGARCH} = \ln(\sigma_t^2) = -0,1229 - 0,0514 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - 0,1836 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} +$$

$$0,9753 \ln(\sigma_{t-1}^2)$$

Sehingga diperoleh persamaan

$$\ln \hat{Y}_t^{hybrid} = \ln Y_{t-1} - 0,294 \ln Y_{t-1} + 0,294 \ln Y_{t-2} + e_t + 0,266e_{t-1} - 0,1229 \\ - 0,0514 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - 0,1836 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0,9753 \ln(\sigma_{t-1}^2)$$

- b. Dari model *Hybrid* ARIMA-EGARCH diperoleh hasil prediksi nilai ekspor nonmigas Indonesia dengan ketepatan prediksi yang sangat akurat dapat dilihat dari nilai MAPE sebesar 9,35158%.

DAFTAR PUSTAKA

- Amir, M. Taufiq. (2009). *Inovasi Pendidikan Melalui Problem Based Learning*. Jakarta: Kencana Prenada Media Group.
- Bank Indonesia. 2018. *Laporan Perekonomian Indonesia 2018*. (https://www.bi.go.id/id/publikasi/laporan/Documents/14_LPI2018.pdf) di unduh 06:30 WITA, tanggal 22/07/2022.
- Badan Pusat Statistik. 2019, *Statistika Perdagangan Luar Negeri Indonesia Ekspor Menurut Kode ISIC, 2019-2020* (<https://www.bps.go.id/publication/2021/07/06/9f3d9054c2f29bc478d56cd1>) di akses 06:00 WITA, tanggal 25/03/2022.
- Cerrato, M. (2012). *The Mathematics of Derivatives Securities with Application in Matlab*. New Jersey: Jhon Wiley & Sons, Inc.
- Bollerslev. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 31:307-327.
- Cryer, J. (1986). *Time Series Analysis*. Boston: PWS-Kent Publishing Co.
- Cryer, J., dan Chan, KS. (2008). *Time Series Analysis with Applications in R Second Edition*. USA: Spinger Science and Business Media, LLC.
- Daniel, W. W. (1989). *Statistika Nonparametrik Terapan*. Jakarta: Gramedia.
- Dritsaki, C. (2018). The Performance of Hybrid ARIMA-GARCH Modeling and Forecasting Oil Price. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 8(3):14-21.
- Ekananda, M. (2014). *Analisis Data Time Series*. Jakarta: Mitra Wacana Media.
- Engle, RF. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrica*, 4(4): 987-1007.
- Hartati. (2017). Penggunaan Metode ARIMA Inflasi. *Jurnal Matematika Sainst dan Teknologi*, 18(1): 1-10.
- I, Shofia, M. Fitrianto, A. dan Afendi, F, M. (2020). Perbandingan Model GARCH Simetris dan Asimetris pada Data Kurs Harian. *Indonesian Journal of Statistics and its Applications*, 4(4): 627-637.
- Jhingan, ML. (2013). *Ekonomi Pembangunan dan Perencanaan*. Jakarta: Rajawali Pers.
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and Business Forecasting Methods*. London: Butterworths.
- Lorie. (1985). *The Stock Market*. Chicago: Graduate School Of Business University Of Chicago.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C. (1995). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Erlangga.

- Maricar, M. A. (2019). Analisis Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ. *Jurnal Sistem dan Informatika*, 13(2): 36-45.
- Oktreza, Y. Yozza, H. dan Maiyastri. (2015). Peramalan Nilai Ekspor di Provinsi Sumatera Barat dengan Metode ARIMA. *Jurnal Matematika UNAND*, 6(3): 16-22.
- Pahlavani, M. dan Roshan, R. (2015). The Comparison among ARIMA and Hybrid ARIMA-GARCH Models in Forecasting the Exchange Rate of Iran. *International Journal of Business and Development Studies*, 7(1): 31-50.
- Sudjana. (1989). *Metode Statistika*. Bandung: Tarsito.
- Sukirno, S. (2008). *Makro Ekonomi Teori Pengantar*. Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada.
- W, Enders. (1995). *Applied Econometric Time Series*. Ed. 4. New York: Jhon Wiley and Sons, INC.
- W, Yolanda, E., R, Rustam, H., dan D, Farah, A. (2014). Penerapan Model GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) Untuk Menguji Pasar Modal Efisien di Indonesia. *Administrasi Bisnis (JAB)* 7(2):1-20.
- Wei, W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*, 2nd Edition. Boston: Addison Wesley.
- Zhang, G. P. (2003). Time Series Forecasting using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *Neurocomputing* 50:159-175.