ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 12, Nomor 1, Tahun 2023, Halaman 52 - 60
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

PEMODELAN INDEKS HARGA PERDAGANGAN BESAR (IHPB) SEKTOR EKSPOR MENGGUNAKAN ARFIMA-GARCH

Gandhes Linggar Winanti[1*], Dwi Ispriyanti[2], Sugito[3]
[1,2,3] Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
***e-mail: gandheslinggarw@gmail.com**

DOI: 10.14710/j.gauss.12.1.52-60

Article Info:
Received: 2022-08-10
Accepted: 2022-10-15
Available Online: 2023-5-4

Keywords:
WPI; Forecast; Long Memory; ARFIMA; GARCH.

Abstract: Indonesia's price index serves as a barometer for the nation's economic condition. One of the Indonesia's price index is Wholesale Price Index (WPI). WPI is a price index that tracks the average change in wholesale prices over time. Time series analysis can be used for forecasting because WPI is one of the time series data. WPI is long memory, which is a condition in which data from different time periods have a high link despite being separated by a large amount of time. The Autoregressive Fractional Integrated Moving Average (ARFIMA) model can be used to overcome this feature when modeling time series data. The assumption of constant error variance is not fulfilled in the IHPB data analysis, indicating that the data is heteroscedastic. The GARCH (Generalized Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity) model is one of the models used to overcome heteroscedasticity. The data used is the export sector of WPI from January 2003 to June 2021. The best model for forecasting WPI is ARFIMA(1,b,2) – GARCH(1,1) with b=0,7345333, and MAPE value is 3,150875%.

1. PENDAHULUAN

Indeks harga di Indonesia merupakan salah satu barometer dari kondisi ekonomi Indonesia secara umum. Indeks harga dapat digunakan sebagai pedoman dalam menentukan berbagai kebijakan dalam rangka meningkatkan kemajuan perekonomian di Indonesia (Wahyudi, 2017). Salah satu indeks harga yang digunakan sebagai pedoman tersebut adalah Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB).

IHPB memuat angka indeks yang mengukur besarnya perubahan harga pada tingkat harga perdagangan besar atau grosir untuk komoditas yang diperdagangkan di suatu negara atau wilayah. Salah satu sektor data IHPB adalah sektor ekspor, dimana data tersebut merupakan salah satu data runtun waktu. Sehingga dapat dilakukan peramalan dengan menggunakan analisis runtun waktu. Menurut Wei (2006) model yang dapat digunakan untuk peramalan data runtun waktu adalah model *Autoregressive (AR), Moving Average (MA),* ARMA, atau model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA).* ARIMA sangat efektif digunakan untuk memodelkan data yang memiliki plot *autocorrelation function* (ACF) yang turun secara eksponensial atau membentuk gelombang sinus. Namun, ada beberapa data yang plot ACF-nya tidak turun secara eksponensial melainkan secara lambat atau hiperbolik. Data tersebut dikelompokkan sebagai data runtun waktu jangka panjang (*long memory)* (Box, 1994).

Model yang digunakan untuk melakukan peramalan data runtun waktu jangka panjang adalah model *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (ARFIMA). Karakteristik data runtun waktu jangka panjang diidentifikasi pertama kali oleh Hosking (1981) yaitu data tidak stasioner dan plot ACF turun secara lambat atau hiperbolik untuk jarak waktu (lag) yang semakin meningkat dan hasil perhitungan dari statistic *Hurst (H)* yang terletak dalam interval $0,5 < H < 1$. Identifikasi ini menunjukkan bahwa nilai koefisien pembeda (b) adalah pecahan (Cahyandari dan Erviana, 2015).

Menurut Enders (1995), sebagian besar data deret waktu bidang ekonomi sering kali menunjukkan lonjakan variansi yang tinggi selama periode tertentu, yang artinya asumsi variansi error konstan tidak terpenuhi atau data tersebut bersifat heteroskedastik. Engle (1982) pertama kali memperkenalkan model yang efektif digunakan untuk menganalisis data yang bersifat heteroskedastik, yaitu model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH),* dimana pada model tersebut nilai residual bergantung kepada nilai residual sebelumnya. Selanjutnya, Bollerslev (1986) melakukan penelitian terhadap data inflasi negara Amerika Serikat dan berpendapat bahwa nilai residual bergantung kepada 2 hal yaitu nilai residual dan ragam residual periode sebelumnya, dimana model tersebut dikenal sebagai model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH).*

Berdasarkan uraian diatas maka akan dilakukan analisis data IHPB sektor ekspor dengan menggunakan model ARFIMA-GARCH dimana model tersebut bertujuan untuk mengatasi data yang bersifat *long memory* dan heteroskedastik. Selanjutnya akan dipilih model terbaik berdasarkan nilai AIC dan dilakukan peramalan untuk data IHPB sektor ekspor sampai dengan bulan Desember 2022.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) adalah indeks yang mengukur rata-rata perubahan harga antar waktu pada tingkat harga perdagangan besar ataupun grosir dari sejumlah komoditas tertentu yang diperdagangkan di suatu negara atau wilayah. Indeks harga ini merupakan salah satu indikator untuk melihat perkembangan perekonomian secara umum serta sebagai bahan dalam analisa pasar dan moneter. Salah satu sektor dari data IHPB adalah sektor ekspor (BPS, 2020).

Dalam pemodelan menggunakan analisis runtun waktu, data runtun waktu harus stasioner dalam varian dan mean. Stasioneritas dalam varian dari suatu data deret waktu dapat dilakukan dengan menggunakan uji Box-Cox. Sedangkan untuk pengujian stasioneritas dalam mean dapat dilakukan dengan uji Augmented Dickey Fuller (ADF).

Menurut Wei (2006) model yang dapat digunakan untuk peramalan data runtun waktu adalah model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan ARMA untuk data yang stasioner, serta model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk data yang tidak stasioner.

ARIMA sangat efektif digunakan untuk memodelkan data yang memiliki plot *autocorrelation function* (ACF) yang turun secara eksponensial atau membentuk gelombang sinus. Namun, ada beberapa data yang plot ACF-nya tidak turun secara eksponensial melainkan secara lambat atau hiperbolik. Data seperti inilah yang dikategorikan sebagai runtun waktu jangka panjang (*long memory)* (Box, 1994).

Data runtun waktu yang memliki ketergantungan jangka panjang (*long memory*) maka dapat dimodelkan dengan menggunakan model ARFIMA. Suatu proses dikatakan megikuti model ARFIMA jika nilai b yaitu orde diferensi tidak hanya berupa nilai integer positif, melainkan termasuk juga nilai-nilai riil (Caraka, 2016).

Wei (2006) mengungkapkan bahwa model ARFIMA(p,b,q) yang dikembangkan memiliki tiga parameter yaitu p adalah parameter AR, q adalah parameter MA, dan b sebagai parameter pembeda atau orde diferensi yang mempunyai nilai bilangan riil. Model ARFIMA(p,b,q) dapat ditulis sebagai berikut :

$$\boldsymbol{\phi_p(B)(1-B)^b Z_t = \theta_q(B) a_t} \tag{1}$$

Idris, dkk (2014) mengatakan bahwa salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter pembeda (b) adalah metode *Geweke Porter-Hudak* (GPH).

Metode GPH dilakukan dengan membentuk persamaan *spectral density function* atau persamaan spektral, yaitu sebagai berikut

$$\ln\left|I_z(\omega_j)\right| = \beta_0 + \beta_1 \ln\left[(2\,sin(\tfrac{\omega_j}{2}))^{-2}\right] + e_j \qquad (2)$$

dengan nilai b merupakan nilai dugaan dari β_1, yang diperoleh dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Menentukan niai nilai frekuensi harmonik ω_j dengan persamaan rumus

$$\omega_j = \frac{2\pi j}{n}, \quad j = 1, 2, \dots m \qquad (3)$$

   Dengan π = 3,14 dan *bandwidth* optimal m dibatasi sampai dengan $m = n^{0,5}$, dimana n adalah banyaknya data pengamatan.

2. Menentukan nilai γ_0 dengan rumus

$$\gamma_0 = \frac{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \bar{Z})^2}{n-1} \qquad (4)$$

3. Menentukan nilai dari $I_z(\omega_j)$ dengan rumus

$$I_z(\omega_j) = \frac{1}{2\pi}\left\{\gamma_0 + 2\sum_{k=1}^{n-1}\gamma_k \cos(k.\omega_j)\right\},\ j = 1, 2, \dots, m$$

(5)

   Dengan π = 3,14 dan γ_t adalah autokovarian dari lag ke-t

$$\gamma_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{n} \qquad (6)$$

4. Menentukan X_j sebagai variabel bebas

$$X_j = \ln\left(\frac{1}{4\sin^2\left(\frac{\omega_j}{2}\right)}\right), \qquad j = 1, 2, \dots, m \qquad (7)$$

5. Menentukan Y_j sebagai variabel tak bebas dengan rumus

$$Y_j = \ln\left[I_z(\omega_j)\right], \qquad j = 1, 2, \dots, m \qquad (8)$$

6. Menaksir nilai b berdasarkan persamaan regresi spektral (2) dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) yang ditunjukkan pada persamaan berikut :

$$\hat{\beta}_1 = b = \frac{\sum_{t=1}^{n}(X_t - \bar{X})(Y_t - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^{n}(X_t - \bar{X})^2} \qquad (9)$$

Menurut Caraka (2016) identifikasi memori jangka panjang (*long memory*) juga dapat dilakukan dengan melihat nilai *Hurst Exponent (*H*).* Apabila nilai *H* berada dalam interval 0,5 sampai dengan 1 (0,5<*H<1)* maka data tersebut bersifat *long memory*.

Dalam Qian & Rasheed (2004) dijelaskan bahwa nilai *Hurst Exponent (H)* dapat dihitung dengan *rescaled range statistics* (R/S). untuk data runtun waktu $Z_1, Z_2, \dots, Z_t$ metode analisis R/S dapat dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Menghitung nilai $\bar{Z}$ yaitu rata-rata (mean)

$$\bar{Z} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} Z_t,\ t = 1, 2, \dots, n \qquad (10)$$

2. Menghitung mean adjusted (Y_t)

$$Y_t = Z_t - \bar{Z},\ t = 1, 2, \dots, n \qquad (11)$$

3. Menentukan deviasi kumulatif

$$G_t = \sum_{i=1}^{t} Yi,\ t = 1, 2, \dots, n \qquad (12)$$

4. Menghitung nilai Range (R)

$$R_t = \max(G_1, G_2, \dots, G_t) - \min(G_1, G_2, \dots, G_t),\ t = 1, 2, \dots, n$$

(13)

5. Menghitung nilai standar deviasi (S)

$$S_t = \sqrt{\frac{1}{t}\sum_{i=1}^{t}(Z_i - \bar{Z})^2},\ t = 1, 2, \dots, n \qquad (14)$$

6. Menghitung nilai *rescaled range statistics* (R/S)

$$(\boldsymbol{R/S})_{\boldsymbol{t}} = \boldsymbol{R_t/S_t},\ \boldsymbol{t} = \boldsymbol{1,2,\dots,n} \tag{15}$$

7. Menentukan nilai eksponensial hurst (H) melalui statistik R/S dari data runtun waktu

$$(\boldsymbol{R/S})_{\boldsymbol{t}} = \boldsymbol{c.t^H},\ \boldsymbol{t} = \boldsymbol{1,2,\dots,n} \tag{16}$$

Dengan
c = suatu konstanta
H = Hurst Exponent
Untuk menaksir nilai H dilakukan dengan melogaritmakan statistik (R/S) sehingga menjadi

$$\mathbf{log}\left(\frac{\boldsymbol{R}}{\boldsymbol{S}}\right)_{\boldsymbol{t}} = \boldsymbol{log\ c} + \boldsymbol{H}\,\mathbf{log}\,\boldsymbol{t},\ \boldsymbol{t} = \boldsymbol{1,2,\dots,n} \tag{17}$$

Dan menaksir nilai H melalui metode *Ordinary Least Square (OLS)* ditunjukkan pada persamaan berikut

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\boldsymbol{1}} = \boldsymbol{H} = \frac{\boldsymbol{n}\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}}\boldsymbol{X_iY_i} - \sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}}\boldsymbol{X_i}\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}}\boldsymbol{Y_i}}{\boldsymbol{n}\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}}\boldsymbol{X_i}^2 - (\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}}\boldsymbol{X_i})^2} \tag{18}$$

Dengan :
$Y_t = log(R/S)_t$; $X_t = log\ t$; $\hat{\beta}_0 = \log c$; $\hat{\beta}_1 = H$

Uji signifikansi parameter yaitu dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut :
$H_0 :\ \phi_i = 0\ atau\ \theta_i = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model)
$H_1 :\ \phi_i \neq 0\ atau\ \theta_i \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model)
Statistik Uji:
Untuk parameter ϕ menggunakan $t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})}$
Untuk parameter θ menggunakan $t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$
H_0 ditolak jika $|t| > t_{\frac{\alpha}{2};df}$ dimana derajat bebas $(df) = n - p$ atau H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

Uji asumsi residual independen yaitu dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut :
$H_0 :\ \rho_1, \rho_2, \dots, \rho_K = 0$ (residual independen)
H_1 : Minimal ada satu nilai $\rho_t \neq 0, t = 1,2,\dots,K$ (residual tidak independen)
Statistik Uji : $Q_{LB} = n(n+2)\sum_{t=1}^{K}\frac{\rho_t^2}{n-t}$
H_0 ditolak jika $Q_{LB} > \chi^2_{(\alpha,K\text{-}m)}$ dengan $m = p + q$, p untuk orde AR, dan q untuk orde MA, atau H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

Uji normalitas residual yaitu dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut :
$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)
$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ untuk bebrapa x (residual tidak berdistribusi normal)
Statistik Uji

$$D = Sup_x|S(x) - F_0(x)|$$

H_0 ditolak jika $D \geq K_{(1-\alpha,n)}$ dengan $K_{(1-\alpha)}$ adalah nilai tabel Kolmogorov-Smirnov pada kuantil (1-α) dan n = banyaknya observasi atau H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

Uji heteroskedastisitas yaitu dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut :
$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_n = 0$ (varian residual sama atau tidak terdapat efek heteroskedastisitas)
H_1: minimal ada satu nilai $\alpha_t \neq 0, t = 1,2,\dots,n$ (varian residual tidak sama atau terdapat efek heteroskedastisitas)
Statistik Uji :

$$LM = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/k}{SSR_1/(n-2k-1)}\ ;\ SSR_0 = \sum_{t=k+1}^{n}(e_t^2 - \bar{\omega})^2\ ;\ SSR_1 = \sum_{t=k+1}^{n}e_t^2\ ;\ \bar{\omega} = \frac{\sum_{t=1}^{n}e_t^2}{n}$$

H_0 ditolak jika nilai $LM > \chi^2_{(\alpha,n)}$, atau $p - value < \alpha$

Menurut Tsay (2002) ε_t dikatakan mengikuti model GARCH(m,s) jika

$$\boldsymbol{\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{m} \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{s} \beta_j \sigma_{t-j}^2} \tag{19}$$

Pemilihan model terbaik pada penelitian ini didasarkan pada nilai Akaike Info Criterion (AIC) yaitu sebagai berikut

$$\boldsymbol{AIC = n \ln \sigma_n^2 + 2p} \tag{20}$$

Dimana p menyatakan banyaknya parameter dalam model, n menyatakan banyaknya observasi, dan σ_n^2 merupakan estimasi dari *Mean Square Error*. Model yang terpilih menjadi model terbaik yaitu model yang memiliki nilai AIC paling kecil (Paridi, 2019).

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) sektor komoditas ekspor bulanan yaitu mulai dari bulan Januari 2003 – Juli 2022 yang diunduh dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS) pusat yaitu *www.bps.go.id.* Data IHPB sektor ekspor periode Januari 2003 sampai Juni 2021 sebagai data *in-sample* dan periode Juli 2021 sampai Juli 2022 sebagai data *out-sample*.

Program komputer yang digunakan untuk mendukung proses penelitian ini adalah *Microsoft Excel*, *Minitab* dan *R*. Tahapan analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut

1. Melakukan input data
2. Melakukan uji stasioneritas dalam varian dan dalam mean
3. Melakukan uji *Long Memory* untuk data yang tidak stasioner dalam mean
4. Mengestimasi parameter pembeda (*b*) dengan metode *Geweke and Porter-Hudak* (GPH)
5. Melakukan *differencing* pada data yang tidak stasioner dalam mean
6. Identifikasi model ARFIMA dengan membuat plot ACF dan PACF dari data hasil *differencing*
7. Melakukan estimasi parameter model ARFIMA
8. Verifikasi model dengan melakukan uji signifikansi parameter, uji independensi residual *(white noise)* dengan menggunakan uji L-Jung Box dan melakukan uji normalitas dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov
9. Melakukan uji *Lagrange Multiplier* untuk mengetahui apakah terdapat efek heteroskedastisitas pada model
10. Identifikasi model GARCH
11. Melakukan estimasi parameter model GARCH
12. Melakukan verifikasi model ARFIMA-GARCH
13. Mengevaluasi model yang telah didapatkan dengan menghitung nilai AIC serta dilakukan pemilihan model ARFIMA-GARCH terbaik berdasarkan nilai AIC paling kecil
14. Melakukan peramalan

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

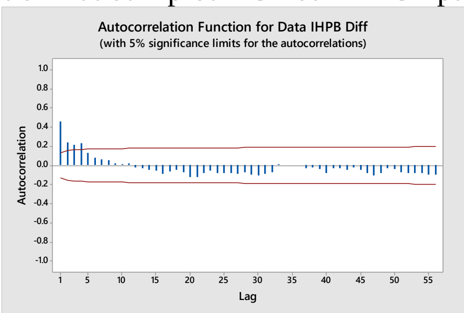
Dengan menggunakan metode Box-Cox data IHPB sektor ekspor memiliki rounded value sebesar -1,00 sehingga dapat disimpulkan bahwa data tersebut belum stasioner dalam varian, sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox dengan rumus 1/Zt. Kemudian, data hasil transformasi tersebut diuji kembali menggunakan metode Box-Cox dan menghasilkan rounded value sebesar 1,00 yang dapat disimpulkan bahwa data IHPB sektor ekspor telah stasioner dalam varian.

Stasioner dalam mean dapat diuji dengan menggunakan uji akar unit (Unit Root Test). pada taraf signifikansi $\alpha = 0{,}05$ diperoleh *p-value* = 0,1066 dimana H_0 diterima yang dapat disimpulkan bahwa data IHPB sektor ekspor tidak stasioner dalam mean sehingga perlu dilakukan pengujian apakah terdapat efek long memory sebelum dilakukan diferensi pada data tersebut agar stasioner dalam mean terpenuhi.

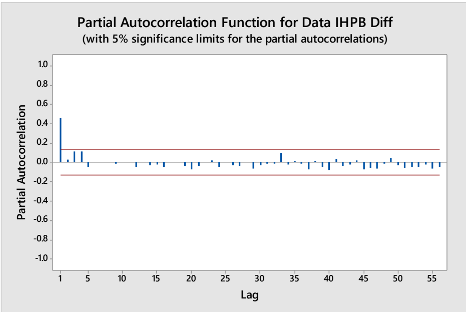
Nilai Hurst Exponent (H) yang dihitung dengan menggunakan metode rescaled range statistics (R/S) untuk data IHPB sektor ekspor yaitu sebesar 0,567044 (0,5<H<1), sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat efek long memory pada data IHPB sektor ekspor.

Estimasi niai b dilakukan dengan menggunakan metode GPH (Geweke and Porter-Hudak) dan diperoleh nilai b sebesar 0,7345333. kemudian dilakukan diferensi data dengan pembeda (b) tersebut. Setelah dilakukan diferensi maka dilakukan kembali uji akar unit. Pada taraf signifikansi $\alpha = 0{,}05$ diperoleh *p-value* = 0,01 dimana H_0ditolak yang dapat disimpulkan bahwa data IHPB sektor ekspor telah stasioner dalam mean.

Setelah asumsi stasioneritas dalam varian dan mean terpenuhi, maka tahapan selanjutnya adalah melakukan pendugaan model ARFIMA sementara, dimana model sementara tersebut dapat dilihat dari plot ACF dan PACF pada Gambar 1 dan Gambar 2.



Gambar 1. Plot ACF IHPB



Gambar 2. Plot PACF IHPB

Berdasarkan kedua gambar tersebut dapat diketahu bahwa model ARFIMA yang mungkin adalah ARFIMA (1,*b*,0), ARFIMA (0,*b*,1), ARFIMA (0,*b*,2), ARFIMA (0,*b*,3), ARFIMA (0,*b*,4), ARFIMA (1,*b*,1), ARFIMA (1,*b*,2), ARFIMA (1,*b*,3) dan ARFIMA (1,*b*,4), dengan *b* = 0,7345333.

Pada taraf signifikansi $\alpha = 0{,}05$ dapat disimpulkan bahwa model ARFIMA(1,*b*,0), ARFIMA(0,*b*,1), ARFIMA(0,*b*,2), dan ARFIMA(1,*b*,2) memiliki parameter yang signifikan karena nilai *p-value* < α, sedangkan untuk model ARFIMA(0,*b*,3), ARFIMA(0,*b*,4), ARFIMA(1,*b*,1), ARFIMA(1,*b*,3), dan ARFIMA(1,*b*,4) memiliki parameter yang tidak signifikan karena nilai *p-value* > α.

Untuk uji independensi residual, pada taraf signifikansi α = 5%, model ARFIMA(1,*b*,0), ARFIMA(0,*b*,2), dan ARFIMA(1,*b*,2) memiliki lag residual yang independen sedangkan model ARFIMA(0,*b*,1) tidak memiliki lag residual yang independen karena nilai *p-value* < α.

Untuk uji normalitas residual, pada taraf signifikansi α = 5%, nilai *p-value* < α untuk seluruh model, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak ada model ARFIMA yang memenuhi asumsi normalitas.

Namun Rosadi (2011) menyebutkan bahwa khusus untuk data finansial, asumsi normalitas dapat ditoleransi. Hal ini disebabkan karena data finansial memiliki fluktuasi yang tidak konstan sehingga cenderung sulit untuk memenuhi asumsi normalitas.

Setelah dilakukan beberapa pengujian maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

Tabel 1. Pemilihan Model ARFIMA Terbaik

Model	Uji Signifikansi Parameter	Uji Independensi Residual	Uji Normalitas	AIC

ARFIMA(1,*b*,0)	Parameter signifikan	Residual independen	Tidak normal	-3028,69
ARFIMA(0,*b*,2)	Parameter signifikan	Residual independen	Tidak normal	-3022,91
ARFIMA(1,*b*,2)	Parameter signifikan	Residual independen	Tidak normal	-3030,34

Hasil perbandingan pada Tabel 1 menunjukkan bahwa model terbaik yaitu model ARFIMA(1,*b*,2) dengan persamaan :

$$(1-\phi_1 B)(1-B)^b Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}$$

$$\boldsymbol{(1-0,87858B)(1-B)^{0,734533} Z_t = a_t + 0,31287 a_{t-1} + 0,22399 a_{t-2}} \tag{21}$$

Setelah diperoleh model terbaik, maka perlu dilakukan identifikasi apakah data yang digunakan bersifat heteroskedastik atau tidak. Uji yang digunakan untuk mengetahui masalah tersebut adalah uji *Lagrange Multiplier* (LM).

Pada taraf signifikansi α = 5%, untuk model ARFIMA (1,*b*,2) dapat dilihat bahwa nilai *p-value=0,001712* < α sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat efek heteroskedastisitas pada residual.

Jadi, setelah diperoleh model ARFIMA(1,*b*,2) perlu dilanjutkan pemodelan GARCH karena data yang digunakan bersifat heteroskedastis.

Model GARCH diidentifikasi dengan alternatif model yang digunakan adalah model GARCH(m,s) dengan order m dan s sebesar ≤ 2 (Rosadi, 2011). Model yang terbentuk adalah GARCH (1,1), GARCH (1,2), GARCH(2,2), dan GARCH(2,1).

Tabel 2. Estimasi Parameter Model GARCH

Model	**Parameter**	**Estimasi Parameter**	***p-value***	**AIC**
GARCH(1,1)	α_0	0,000000	0,99814	
	α_1	0,051289	0,00000	-12,554
	β_1	0,900267	0,00000	
GARCH(1,2)	α_0	0,00000	0,999049	
	α_1	0,048065	0,000000	-12,516
	β_1	0,444720	0,031365	
	β_2	0,461487	0,019616	
GARCH(2,1)	α_0	0,000000	0,995756	
	α_1	0,027285	0,00000	-12,434
	α_2	0,023687	0,018215	
	β_1	0,902005	0,000000	
GARCH(2,2)	α_0	0,00000	0,997968	
	α_1	0,025090	0,001923	
	α_2	0,024318	0,076931	-12,538
	β_1	0,446707	0,126893	
	β_2	0,456185	0,103680	

Berdasarkan Tabel 2 diperoleh model terbaik dengan parameter yang signifikan (*p-value* < 5%) yaitu model GARCH(1,1) serta memiliki nilai AIC terkecil yatu sebesar -12,554.

Hasil uji independensi residual yang diperoleh yaitu sebagai berikut

Tabel 3. Uji Proses *White Noise* Residual Model ARFIMA

Model	**Lag ke-**	***p-value***	**Keputusan**
GARCH(1,1)	10	0,12357686	H_0 diterima

20	0,61576901	H_0 diterima
30	0,90486843	H_0 diterima

Jadi, pada taraf signifikansi α = 5%, model GARCH(1,1) memiliki lag residual yang independen karena nilai *p-value* > α.

Uji heteroskedastisitas untuk model ARFIMA(1,*b*,2)-GARCH(1,1) yaitu pada taraf signifikansi α = 5%, untuk model GARCH(1,1) dapat dilihat bahwa nilai *p-value=0,9991* (*p-value* > α) sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat efek heteroskedastisitas pada residual.

Sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARFIMA(1,*b*,2) – GARCH(1,1) sudah memenuhi asumsi independensi dan tidak terdapat efek heteroskedastisitas. Maka diperoleh model akhir ARFIMA(1,*b*,2) – GARCH(1,1) dengan persamaan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{(1-0,996912B)(1-B)^{0,734533}Z_t = a_t + 0,317287a_{t-1} + 0,484591a_{t-2}} \quad (22)$$

dengan $a_t \sim N(0, \sigma_t^2)$

dan model varian $\sigma_t^2 = 0{,}051289\ a_{t-1}^2 + 0{,}900267\ \sigma_{t-1}^2$ (23)

Untuk pengecekan akurasi peramalan maka diperoleh nilai MAPE yaitu sebesar 3,402%, dimana nilai tersebut kurang dari 10% yang menunjukkan bahwa kemampuan peramalan dari model tersebut sangat baik. Hasil peramalan data IHPB sektor ekspor menggunakan model ARFIMA-GARCH adalah sebagai berikut

Tabel 4. Hasil Peramalan Data IHPB Sektor Ekspor

Periode Ramalan	**Hasil Ramalan**	**Periode Ramalan**	**Hasil Ramalan**
Juli 2021	177,179	April 2022	187,723
Agustus 2021	177,778	Mei 2022	189,036
September 2021	178,827	Juni 2022	190,367
Oktober 2021	179,986	Juli 2022	191,681
November 2021	181,225	Agustus 2022	193,013
Desember 2021	182,482	September 2022	194,364
Januari 2022	183,790	Oktober 2022	195,733
Februari 2022	185,082	November 2022	197,044
Maret 2022	186,393	Desember 2022	198,413

5. KESIMPULAN

Data bulanan IHPB sektor ekspor pada bulan Januari 2003 sampai bulan Juni 2021 teridentifikasi bersifat *long memory*, karena plot ACF-nya turun secara hiperbolik serta memiliki nilai *Hurst* sebesar 0,567044. Dengan menggunakan metode GPH diperoleh estimasi nilai diferensi sebesar 0,734533. Model ARFIMA terbaik untuk data IHPB sektor ekspor yaitu model ARFIMA(1,*b*,2) dengan persamaan :

$$(1-0{,}87858B)(1-B)^{0,734533}Z_t = a_t + 0{,}31287a_{t-1} + 0.22399a_{t-2}$$

Namun pada model tersebut terdapat efek heteroskedastisitas pada residual model, sehingga dilakukan analisis selanjutnya yaitu pemodelan varian dengan model GARCH. Diperoleh model akhir terbaik untuk data IHPB sektor ekspor yaitu model ARFIMA(1,*b*,2) – GARCH (1,1) dengan persamaan sebagai berikut:

$$(1-0{,}996912B)(1-B)^{0,734533}Z_t = a_t + 0{,}317287a_{t-1} + 0{,}484591a_{t-2}$$

dengan $a_t \sim N(0, \sigma_t^2)$,

dan model varian $\sigma_t^2 = 0{,}051289\ a_{t-1}^2 + 0{,}900267\ \sigma_{t-1}^2$

Berdasarkan model akhir tersebut diperoleh MAPE sebesar 3,402% dimana nilai tersebut kurang dari 10% sehingga dapat disimpulkan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik. Dari hasil peramalan untuk bulan Juli 2021 sampai dengan

Desember 2022, dapat disimpulkan bahwa hasil ramalan tersebut semakin meningkat dalam setiap bulannya, serta nilai tertinggi yaitu pada bulan Desember 2022 dan terendah pada bulan Juli 2021.

DAFTAR PUSTAKA

Bollerslev, T., 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics* Vol. 31, No.3, Hal: 307-327.

Box, G.E, Jenkins, G. M., & Reinsel, G. 1994. *Time Series Analysis: Forecasting and Control, 3rd Edition*. Prentice Hall.

Badan Pusat Statistika. 2020. *Indeks Harga Perdagangan Besar*. Tersedia: https://www.bps.go.id/subject/20/harga-perdagangan-besar.html (diakses pada tanggal 13 Maret 2020).

Cahyandari, R., & Erviana, R. 2015. Peramalan Kurs Jual Uang Kertas Mata Uang Singapore Dollar (SGD) terhadap Rupiah Menggunakan Model ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average). *Kubik* Vol. 1, No. 1.

Caraka, R.E. et al. 2016. Model Long Memory dalam Prediksi Suhu. Prosiding Seminar Hari Meteorologi Dunia, Tangerang Selatan.

Enders, W., 1995. *Applied Econometric Time Series*. New York: John Wiley&Sons. Inc.

Engle, R.F., 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. Econometrica: *Journal of the Econometric society*, Hal: 987-1007.

Hosking,J. R. M. 1981. Fractional Differencing. *Biometrika* Vol.68, Hal: 165-176

Idris, S., Goejantoro, R., & Nasution, Y.N. 2014. Pemodelan dan Peramalan Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) dengan Menggunakan ARFIMA. *Jurnal Eksponensial* Vol. 5, No. 2, Hal: 137-146.

Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGree, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan.* Edisi kedua. Jilid 1. Jakarta : Binarupa Aksara.

Paridi. 2019. Perbandingan Metode ARIMA(Box Jenkins), ARFIMA, Regresi Spektral dan SSA dalam Peramalan Jumlah Kasus Demam Berdarah Dengue di Rumah Sakit Hasan Sadikin Bandung. *Jurnal Ilmu Sosial dan Ilmu Politik* Vol. 2, No. 1 : Hal. 243-258

Qian, B. & Rasheed, K. 2004. Hurst Exponent and Financial Market Predictibility. Proceedings of 2nd IASTED International Conference on Financial Engineering and Applications. Cambridge, MA, USA.

Rosadi, D., 2011. *Analisis Ekonometrika & Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta : Andi Publisher.

Tsay, R.S., 2002. *Analysis of Financial Time Series*. Canada : John Wiley & Sons Inc.

Wahyudi, S.T. 2017. *Statistika Ekonomi Konsep, Teori dan Penerapan*. Malang: UB Press.

Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods.* Canada: Addison Wesley Publishing Company.