

SELEKSI MODEL ARFIMA-GPH DAN INTERVENSI MULTI INPUT PADA INDEKS HARGA PERDAGANGAN BESAR INDONESIA

Vivi Dina Melani¹, Miftahuddin^{2*}, Muhammad Subianto³

^{1,2,3} Jurusan Statistika, FMIPA, Universitas Syiah Kuala, Banda Aceh

*email: miftah@unsyiah.ac.id

ABSTRACT

IHPBI is an early indicator in consumer price analysis. When the IHPBI increases, it results in inflation. When inflation occurs, Indonesia's economic stability begins to be disturbed, so in order to suppress inflation, the government raises interest rates and when the circulation of money begins to decrease, the prices of goods and services will return to normal. This research to see IHPBI in the next 3 years through the ARFIMA method and multi-input intervention with the condition that the data must contain long memory and have an intervention pattern. Moreover, the stage is done to determine the selected model, namely ARFIMA (1,d,0) with a d value of 0.1579, intervention in January 2009 with ARIMA (1,1,1) of order (b=0, s=1, r=1) and November 2013 intervention with ARIMA (1,1,2) order (b=1, s=1, r=0).

Keywords: IHPBI, ARFIMA, intervention, forecasting.

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan ekonomi yang baik atau buruk merupakan gambaran dari kebijakan dan peraturan pemerintah dalam menata sektor ekonomi. Sektor ekonomi merupakan sektor yang berperan penting dalam mengukur tingkat kesejahteraan masyarakat. Sektor ekonomi yang dapat melihat perkembangan ekonomi di Indonesia adalah Indeks Harga Perdagangan Besar Indonesia (IHPBI). IHPBI terdiri dari 5 komoditi, yaitu pertanian, pertambangan dan penggalian, industri, impor serta ekspor, namun sejak 2019 komoditi impor dan ekspor di alihkan ke standar internasional, sehingga komoditi dalam IHPBI sampai saat ini hanya 3 yaitu pertanian, pertambangan dan penggalian serta industri. BPS menyampaikan komoditi pertambangan dan penggalian memiliki andil tertinggi pada Oktober 2021. IHPBI tahun 2000 hingga tahun 2020 mengalami kenaikan dan penurunan. IHPBI mengalami penurunan secara drastis pada Januari 2009, November 2013 dan Desember 2019. Penurunan IHPBI disebabkan adanya pengaruh diluar dugaan dan kebijakan yang dibuat oleh pemerintah. Pada Januari 2009 terjadi penurunan IHPBI secara drastis, hal ini merupakan dampak dari terjadinya krisis keuangan global. Pada tahun 2013 terjadi kenaikan harga BBM atas kebijakan dari pemerintah. Desember 2019 kembali terjadi hal yang tidak terduga, dimana wabah pandemi Covid-19 melanda dunia, hal tersebut menyebabkan stabilitas perekonomian Indonesia terganggu. Ketiga hal tersebut yang membuat IHPBI mengalami penurunan secara drastis.

Berbagai penelitian terkait ARFIMA dan analisis intervensi sudah banyak dilakukan dengan beragam dataset. Kelebihan model ARFIMA-GPH (*Geweke Porter-Hudak*) dapat digunakan untuk data yang memiliki *long memory* seperti data angin oleh Akbar dan Kharisudin (2020), data Kurs Jual Uang Kertas Mata Uang Singapore Dollar (SGD) terhadap Rupiah (IDR) oleh Cahyandari dan Erviana (2015), data harga minyak dunia oleh Natanael et al. (2018), mengatasi kekurangan model ARIMA dimana parameter *differencing d* harus bilangan bulat sehingga banyak pendekatan untuk menghitung parameter *d* seperti ARFIMA-EGARCH, ARFIMA-EML, S-AFIRMA untuk data musiman (*seasonal*) dan *long memory*, GPH dan intervensi (*single* atau *multi-input*), dan dapat digunakan untuk model prediksi atau peramalan, Penelitian terkait penerapan kedua metode tersebut pernah dilakukan oleh Panjaitan et al., (2018) yang mengaplikasikan

metode ARIMA, ARFIMA dan Intervensi dalam peramalan jumlah penumpang kereta api di Semarang. Berdasarkan uraian sebelumnya, peneliti memilih metode ARFIMA-GPH dan intervensi multi input untuk mendapatkan model terbaik dari setiap metode yang digunakan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Nilai IHPBI menggambarkan suatu perkembangan harga pada setiap waktu dalam perdagangan besar yang diperdagangkan di Indonesia. Perkembangan harga menunjukkan cerminan dari arus barang dan arus uang di Indonesia. IHPBI juga merupakan indikator awal dalam analisis harga konsumen. Daniaty dan Purwanto (2020) menjelaskan perhitungan IHPB yaitu:

$$IHPBI_t = \frac{\frac{P_t \times P_{t-1} Q_0}{P_{t-1}}}{P_0 Q_0} \times 100 \quad (1)$$

dimana $IHPBI_t$ indeks harga perdagangan besar periode ke t , P_t harga periode ke t , P_{t-1} harga periode ke $(t-1)$ (periode sebelumnya), $P_{t-1} Q_0$ harga periode ke $(t-1)$ (periode sebelumnya), $P_{t-1} Q_0$ nilai timbangan periode ke $(t-1)$ (periode sebelumnya) dan $P_0 Q_0$ nilai timbangan tahun dasar.

Data dikatakan stasioner apabila tidak terdapat perubahan yang drastis. Menurut Wei (2006) stasioner dibagi menjadi dua yaitu terhadap varians dan *mean*.

1) Stasioner dalam varians

Stasioner dalam varians dilihat berdasarkan nilai λ dari transformasi *Box-Cox*, apabila λ mendekati atau sama dengan 1. Persamaan transformasi *Box-Cox* secara umum:

$$T(Y_t) = \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2)$$

dengan λ adalah parameter dari transformasi dan Y_t adalah data aktual periode ke t .

2) Stasioner dalam *mean*

Stasioner dalam *mean* dapat dilihat dengan uji *Augmented Dicky-Fuller* (ADF) untuk melihat apakah data memiliki atau tidak akar unit (*unit root*) dalam data deret waktu. Rosadi (2011) menjelaskan hipotesis uji ADF yaitu data stasioner apabila tolak H_0 . Statistik dari uji ADF adalah:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (3)$$

dimana $\hat{\delta}$ nilai estimasi δ dan $SE(\hat{\delta})$ *standard error* dari estimasi δ .

Kriteria pengujian dari uji ADF adalah tolak H_0 jika $t_{hitung} > t_{tabel(df, \alpha)}$ atau $p\text{-value} < \alpha_{0,05}$. Jika data belum stasioner terhadap *mean*, harus distasionerkan terlebih dahulu menggunakan *differencing* (pembedaan). Menurut Bowerman dan O'Connel (1993) rumus dari *differencing* yaitu:

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1}; t = 2, \dots, n \quad (4)$$

dimana Y'_t data hasil *differencing*, Y_t data aktual periode ke t , Y_{t-1} data aktual periode ke $(t-1)$ (periode sebelumnya) dan n banyaknya data penelitian.

Model ARIMA dikembangkan pada tahun 1976 oleh George E.P. Box dan Gwilym M. Jenkins (Samsiah, 2008). ARIMA gabungan dari AR dan MA dengan pembedaan (d) yang disebabkan oleh ketidakstasioneran terhadap rata-rata (*mean*). Wei (2006) menjelaskan model ARIMA (p, d, q) secara umum:

$$\phi_p(B) (1 - B)^d Y_t = \theta_q(B) e_t \quad (5)$$

dimana Y_t data aktual periode ke t , $\phi_p(B)$ polinomial *Autoregressive* ke p , d *differencing*, B operator *Backshift*, $\theta_q(B)$ polinomial *Moving Average* ke q dan e_t variabel residual periode ke t . Dari persamaan 5 diketahui: $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ dan $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$.

Menurut Moulines dan Soulier (1999) model ARFIMA mampu menjelaskan dengan baik dalam peramalan jangka pendek dan jangka panjang dengan d bernilai pecahan. Bentuk model ARIMA dan ARFIMA sama, namun perbedaannya terletak pada nilai d . Nilai d pada ARIMA merupakan bilangan bulat sedangkan ARFIMA bilangan pecahan. Wei (2006) menjelaskan bentuk model ARFIMA (p, d, q) secara umum yaitu:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B)e_t \quad (6)$$

dimana Y_t data aktual periode ke t , $\phi_p(B)$ polinomial *Autoregressive* ke p , d *differencing*, B operator *Backshift*, $\theta_q(B)$ polinomial *Moving Average* ke q dan e_t variabel residual periode ke t . Dari persamaan 6 diketahui: $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ dan $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$.

Analisis intervensi merupakan salah satu metode runtun waktu univariat yang digunakan pada data yang memiliki perubahan drastis dan secara tiba-tiba. Intervensi terbagi menjadi 2 yaitu single input (intervensi yang terjadi satu kali) dan multi input (intervensi yang terjadi lebih dari satu kali). Wei (2006) mengatakan model umum dari intervensi yaitu:

$$Y_t = \sum_{j=1}^i \frac{\omega_{sj}(B)B^{bj}}{\delta_{rj}(B)} I_{jt}^{(T)} + N_t \quad (7)$$

dimana $I_{jt}^{(T)}$ variabel intervensi ke- j periode ke t , dengan fungsi *step* yaitu $S_t^{(T)}$ dan *pulse* $P_t^{(T)}$, N_t model ARIMA tanpa adanya pengaruh intervensi dan i banyaknya intervensi. dari persamaan 7 diketahui:

$$\omega_{sj}(B) = \omega_{0j} - \omega_{1j}B - \omega_{2j}B^2 - \dots - \omega_{sj}B^s$$

$$\delta_{rj}(B) = 1 - \delta_{1j}B - \delta_{2j}B^2 - \dots - \delta_{rj}B^r$$

Menurut Wanto (2016) ada 4 pola intervensi yang perlu diketahui yaitu intervensi langsung permanen, langsung sementara, gradual permanen dan gradual sementara.

Agresti (2006) mengatakan bahwa signifikan parameter di dalam suatu model menentukan apakah parameter berpengaruh atau tidak di dalam model. Parameter signifikan dalam model apabila tolak H_0 .

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \quad (8)$$

dimana $\hat{\theta}$ parameter dugaan dan $SE(\hat{\theta})$ standar *error* setiap parameter dugaan.

Kriteria keputusan dari uji signifikansi adalah tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, df=n-p}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, α yang digunakan adalah 0,05.

Pemeriksaan diagnostik memiliki tujuan untuk mengetahui kelayakan model yang akan digunakan dalam peramalan. Model dikatakan layak apabila memenuhi syarat *white noise* dan residual berdistribusi normal.

1) Uji *White Noise*

Uji kelayakan model dengan *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box* (Wei, 2006). Hipotesisnya adalah:

$H_0 : \hat{\rho}_k = 0$ (memenuhi *white noise*) vs $H_1 : \hat{\rho}_k \neq 0$ (tidak memenuhi *white noise*)

Statistik uji:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^h \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad (9)$$

dimana n banyaknya data penelitian, h lag maksimum, ρ_k autokorelasi residual pada lag ke- k , dengan $k = 1, 2, \dots, h$.

Kriteria keputusan dari uji *white noise* adalah tolak H_0 jika $Q > X_{\alpha; k-p-q}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$, α yang digunakan adalah 0,05.

2) Uji Normalitas

Pengujian normalitas terhadap residual menggunakan *Kolmogorov-Smirnov*, hipotesis dari uji *Kolmogorov-Smirnov* yaitu:

H_0 : berdistribusi normal vs H_1 : tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$D = \text{Sup}_x |S(x) - F_0(x)| \quad (10)$$

dimana F_0 fungsi yang diduga berdistribusi normal dan $S(x)$ fungsi distribusi kumulatif dari data asal.

Kriteria keputusan dari uji *Kolmogorov-Smirnov* adalah tolak H_0 jika $D \geq K_{(1-\alpha, n)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, α yang digunakan adalah 0,05.

Model terbaik untuk peramalan dilihat dari AIC pada persamaan 11 dan BIC pada persamaan 12.

$$AIC(m) = n \ln \hat{\sigma}_\alpha^2 + 2m \quad (11)$$

$$BIC = n \cdot \ln(\hat{\sigma}_e^2) + k \ln(n) \quad (12)$$

dimana k banyaknya parameter dugaan, n banyaknya data penelitian dan $\hat{\sigma}_e^2$ nilai varians residual.

3. METODE PENELITIAN

Data penelitian ini yaitu Indeks Harga Perdagangan Besar Indonesia secara umum, yang terdiri dari 3 komoditi, yaitu pertanian, pertambangan dan penggalian serta industri (BPS, 2021). Berikut merupakan tabel keterangan lengkap data:

Tabel 1. Keterangan data

Variabel	Univariat (IHPBI)
Satuan Data	Persen (%)
Periode	Bulanan (Januari 2000-Desember 2020)
Jumlah Observasi	252
Sumber	Website BPS (bps.go.id)

Penelitian ini memiliki prosedur pengolahan data sebagai panduan dalam proses pengerjaan penelitian, sehingga penelitian dapat dilakukan secara teratur.

1) Tahapan Metode ARFIMA

- Pengujian stasioneritas.
- Identifikasi *Long Memory*.
- Estimasi Parameter d menggunakan pendekatan *Geweke Porter-Hudak* (GPH)
- Pembentukan model ARFIMA.
- Uji signifikansi terhadap model yang sudah dibentuk.
- Pemeriksaan diagnostik model.
- Model terbaik dengan nilai AIC dan BIC terkecil.

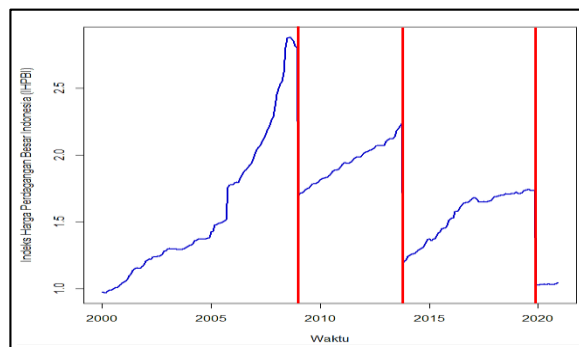
2) Tahapan Metode Intervensi Multi Input

- Pengujian stasioneritas.
- Pembentukan model ARIMA.

- c) Uji signifikansi terhadap model yang sudah dibentuk.
- d) Pemeriksaan diagnostik model.
- e) Model ARIMA terbaik dari nilai AIC dan BIC terkecil.
- f) Pembentukan orde intervensi multi input
- g) Uji signifikansi terhadap model intervensi multi input yang sudah dibentuk.
- h) Pemeriksaan diagnostik model menggunakan uji *white noise* dan uji normalitas.
- i) Pemilihan model intervensi multi input terbaik melalui AIC dan BIC terkecil.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pergerakan data IHPBI selama periode Januari 2000 hingga Desember 2020 dapat dilihat pada plot runtun waktu berikut.



Gambar 1. Plot runtun waktu IHPBI

Gambar 1 menunjukkan pergerakan IHPBI dari tahun 2000 hingga 2020. IHPBI mengalami penurunan drastis sebanyak tiga kali, yaitu pada Januari 2009 yang disebabkan oleh adanya krisis global, November 2013 yang disebabkan oleh inflasi yaitu kenaikan harga BBM atas kebijakan dari pemerintah dan Desember 2020 yang diakibatkan oleh penyebaran virus Covid-19. Penelitian ini menggunakan metode ARFIMA secara keseluruhan dan intervensi multi input yaitu pada Januari 2009 dan November 2013.

Peramalan IHPBI menggunakan metode ARFIMA dilakukan secara keseluruhan karena data IHPBI mengalami penurunan drastis (patah) sebanyak tiga kali, sehingga tidak dapat dilakukan pemotongan data training dan testing, ARFIMA memiliki syarat bahwa data mengandung *long memory*. Hal utama yang harus dilakukan pada runtun waktu adalah pengujian stasioneritas, setelah data stasioner, maka dilanjutkan dengan:

- 1) Identifikasi *Long Memory* dan Estimasi Parameter d
 Identifikasi *long memory* dilihat melalui plot ACF yang turun perlahan dan berdasarkan nilai H pada uji *Hurst* yang memiliki kriteria apabila $0,5 < H \leq 1$, sehingga terdapat *long memory* (Yao et al., 1999). Nilai H yang diperoleh yaitu 0,8202 yang berarti memenuhi kriteria $0,5 < H \leq 1$, sehingga dapat disimpulkan bahwa data IHPBI mengandung pola *long memory*.
 Estimasi parameter d dihitung dengan menggunakan bantuan *software* R 3.6.1 dengan *package* "arfima" dan diperoleh nilai d sebesar 0,1579. Nilai tersebut berada pada rentang $0 < d < 0,5$ yang menyatakan bahwa proses stasioner (Brockwell dan Davis, 2016).
- 2) Uji Signifikansi Model
 Sebelum melakukan uji signifikansi parameter, dilakukan pembentukan model terlebih dahulu. Parameter yang signifikan pada model ARFIMA $(0, d, 1)$, ARFIMA $(0, d, 2)$ dan ARFIMA $(1, d, 0)$ karena memiliki nilai $p\text{-value} < \alpha(0,05)$.

- 3) Pemeriksaan Diagnostik dan Pemilihan Model ARFIMA
Setelah dilakukan uji signifikansi parameter, maka selanjutnya uji diagnostik model.

Tabel 2. Diagnostik Model

Model	White Noise	Normalitas
ARFIMA (0, d, 1)	2,998e – 15	< 2,2e – 16
ARFIMA (0, d, 2)	4,067e – 05	< 2,2e – 16
ARFIMA (1, d, 0)	0,3006 *	< 2,2e – 16

Uji diagnostik model dapat dipenuhi jika p-value > α , dari tabel 2, disimpulkan bahwa terdapat 1 model memenuhi syarat *white noise* yaitu model ARFIMA (1, d, 0) dan semua model tidak memenuhi syarat dari normalitas. Karena hanya satu model yang memenuhi, berikut AIC dan BIC:

Tabel 3. Nilai AIC dan BIC

Model	AIC	BIC
ARFIMA (1, d, 0)	-432,4414	-418,3237

Nilai AIC dan model ARFIMA (1, d, 0) berturut-turut adalah -432,4414 dan -418,3237. Nilai AIC dan BIC yang negatif maupun positif, tidak memiliki pengaruh dan perbedaan dari nilainya, karena akan mengikuti unit data yang digunakan (Bobbitt, 2021). Berikut merupakan model ARFIMA (1, d, 0) dengan $d = 0,1579$ berdasarkan persamaan 6:

$$Y_t = \frac{e_t}{(1 - 0,9114B)(1 - B)^{0,1579}}$$

Metode intervensi multi input dilakukan dengan memisahkan data sebelum dan sesudah terjadi intervensi terlebih dahulu. Penelitian ini menggunakan data IHPBI yang terjadi intervensi pada Januari 2009 dan November 2013. Data sebelum intervensi dilakukan pemodelan ARIMA terlebih dahulu, lalu dilanjutkan pemodelan intervensi.

1) Pemilihan Model ARIMA Melalui AIC dan BIC

Pemilihan Model ARIMA Sebelum Intervensi Januari 2009, sebelum dilakukan pemilihan dengan AIC dan BIC, maka dilakukan pengujian signifikansi, *white noise* dan normalitas terlebih dahulu.

Tabel 4. Uji signifikansi, White Noise dan Normalitas

Model	Signifikansi	White Noise	Normalitas
ARIMA (0,1,1)	0,0007*	0,1204*	2,919e-12
ARIMA (0,1,2)	0,0490*	0,1446*	1,326e-12
ARIMA (1,1,1)	< 2,2e-16* < 2,2e-16*	0,2153*	7,181e-12

Pemilihan model ARIMA dilihat melalui AIC dan BIC terkecil. Nilai AIC dan BIC model ARIMA sebelum Intervensi Januari 2009:

Tabel 5. Nilai AIC dan BIC

Model	AIC	BIC
ARIMA (0,1,1)	-748,9721	-743,6265
ARIMA (0,1,2)	-750,6324	-742,6139
ARIMA (1,1,1)	-764,3579	-756,3394

Dari tabel 5 diketahui model terbaiknya adalah model ARIMA (1,1,1) dengan nilai AIC sebesar $-764,3579$ BIC sebesar $-756,3394$. Nilai AIC dan BIC yang negatif maupun positif, tidak memiliki pengaruh dan perbedaan dari nilainya, karena akan mengikuti unit data yang digunakan (Bobbitt, 2021). Berikut model ARIMA (1,1,1) secara sistematis berdasarkan persamaan 5:

$$Y_t = \frac{1 + 0,9824 e_t}{(1 - 0,9995 B)(1 - B)}$$

Pemilihan Model ARIMA Sebelum Intervensi November 2013, model ARIMA terbaik dilihat melalui AIC dan BIC terkecil. Sebelum dilakukan pemilihan dengan AIC dan BIC, maka dilakukan pengujian signifikansi, *white noise* dan normalitas terlebih dahulu.

Tabel 6. Uji signifikansi, *White Noise* dan Normalitas

Model	Signifikansi	<i>White Noise</i>	Normalitas
ARIMA (1,1,2)	$< 2,2e-16$ $0,009063^*$	$0,4705^*$	$0,0869^*$

Hanya satu model ARIMA sebelum Intervensi November 2013 yang memenuhi, maka dapat dilihat AIC dan BIC saja berdasarkan tabel 7.

Tabel 7. Nilai AIC dan BIC

Model	AIC	BIC
ARIMA (1,1,2)	$-537,0197$	$-418,3237$

AIC dan BIC model ARIMA (1,1,2) berturut-turut adalah $-537,0197$ dan $-528,8475$. Nilai AIC dan BIC yang negatif maupun positif, tidak memiliki pengaruh dan perbedaan dari nilainya, karena akan mengikuti unit data yang digunakan (Bobbitt, 2021). Berikut model ARIMA (1,1,2) secara sistematis berdasarkan persamaan 5:

$$Y_t = \frac{1 + 0,3642 e_t}{(1 - 0,9995)(1 - B)}$$

2) Uji Signifikansi Model Intervensi

Sebelum melakukan uji signifikansi parameter, dilakukan pembentukan model terlebih dahulu. Pembentukan nilai b , s , r pada model dilakukan secara *trial error*. Berikut model intervensi Januari 2009 dan November 2013 dan pengujian signifikansi:

Tabel 8. Pengujian Signifikansi Parameter Model Intervensi 2009 dan 2013

Orde Intervensi dengan ARIMA (1,1,1)	Parameter	<i>p-value</i>
$(b = 1, s = 0, r = 1)$	$\delta_1 = 0,9964$	$< 2e - 16^*$
	$\omega_0 = -1,7091$	$< 2e - 16^*$
$(b = 0, s = 1, r = 1)$	$\delta_1 = 1,0010$	$< 2e - 16^*$
	$\omega_1 = -1,7225$	$< 2e - 16^*$
$(b = 2, s = 1, r = 0)$	$\delta_0 = 1,0014$	$< 2e - 16^*$
	$\omega_1 = -1,7033$	$< 2e - 16^*$
$(b = 1, s = 0, r = 3)$	$\delta_0 = 0,9935$	$< 2e - 16^*$
	$\omega_3 = -1,7069$	$< 2e - 16^*$

$(b = 0, s = 2, r = 2)$	$\delta_3 = 1,0077$ $\omega_0 = -1,7257$	$< 2e - 16^*$ $< 2e - 16^*$
Orde Intervensi dengan ARIMA (1,1,2)	Parameter	<i>p-value</i>
$(b = 1, s = 0, r = 1)$	$\delta_1 = 0,9936$ $\omega_0 = -1,1176$	$< 2e - 16^*$ $< 2e - 16^*$
$(b = 0, s = 0, r = 1)$	$\delta_1 = 0,9963$ $\omega_0 = -6288$	$< 2e - 16^*$ $< 2e - 16^*$
$(b = 1, s = 1, r = 0)$	$\delta_0 = 1,0027$ $\omega_1 = -1,1235$	$< 2e - 16^*$ $< 2e - 16^*$
$(b = 2, s = 2, r = 1)$	$\delta_1 = 0,9847$ $\omega_2 = -1,1245$	$< 2e - 16^*$ $< 2e - 16^*$
$(b = 1, s = 2, r = 1)$	$\delta_1 = 0,9845$ $\omega_2 = -1,1248$	$< 2e - 16^*$ $< 2e - 16^*$

*signifikan pada $\alpha = 0,05$

Tabel 8 menunjukkan semua parameter model intervensi yang telah terbentuk sudah signifikan, dikarenakan $p\text{-value} < \alpha$ (0,05). Parameter yang memiliki nilai positif dan negatif memberikan gambaran nilai IHPBI di masa lalu yang mempengaruhi tinggi rendahnya nilai IHPBI mendatang.

3) Pemeriksaan Diagnostik dan Pemilihan Model Intervensi

Setelah dilakukan uji signifikansi parameter, maka selanjutnya pemeriksaan diagnostik model dan seleksi model terbaik melalui AIC dan BIC terkecil.

Tabel 9. Hasil pemeriksaan diagnostik model intervensi 2009 dan 2013

Orde Intervensi dengan ARIMA (1,1,1)	White Noise	Normalitas
$(b = 1, s = 0, r = 1)$	1*	$< 2,2e-16^*$
$(b = 0, s = 1, r = 1)$	1*	$< 2,2e-16^*$
$(b = 2, s = 1, r = 0)$	1*	$< 2,2e-16^*$
$(b = 1, s = 0, r = 3)$	1*	$< 2,2e-16^*$
$(b = 0, s = 2, r = 2)$	1*	$< 2,2e-16^*$
Orde Intervensi dengan ARIMA (1,1,2)	White Noise	Normalitas
$(b = 1, s = 0, r = 1)$	1*	$< 2,2e-16^*$
$(b = 0, s = 0, r = 1)$	$< 2,2e-16^*$	0,0076
$(b = 1, s = 1, r = 0)$	1*	$< 2,2e-16$
$(b = 2, s = 2, r = 1)$	1*	$< 2,2e-16$
$(b = 1, s = 2, r = 1)$	1*	$< 2,2e-16$

Berikut pemilihan model intervensi 2009 dan 2013 berdasarkan nilai AIC dan BIC.

Tabel 10. Nilai AIC dan BIC model intervensi 2009 dan 2013

Orde Intervensi dengan ARIMA (1,1,1)	AIC	BIC
$(b = 1, s = 0, r = 1)$	-384,85	-367,21
$(b = 0, s = 1, r = 1)$	-390,77	-376,67
$(b = 2, s = 1, r = 0)$	-389,00	-371,37

$(b = 1, s = 0, r = 3)$	-380,95	-356,25
$(b = 0, s = 2, r = 2)$	-387,18	-373,10
Orde Intervensi dengan ARIMA (1,1,2)	AIC	BIC
$(b = 1, s = 0, r = 1)$	-372,07	-357,22
$(b = 0, s = 0, r = 1)$	-147,82	-135,94
$(b = 1, s = 1, r = 0)$	-374,95	-363,10
$(b = 2, s = 2, r = 1)$	-365,31	-350,53
$(b = 1, s = 2, r = 1)$	-367,28	-355,46

Model intervensi 2009 terbaik berdasarkan AIC dan BIC terkecil yaitu model intervensi dengan fungsi *step*, ARIMA (1,1,1) dan orde $b = 0, s = 1, r = 1$. Secara sistematis berdasarkan persamaan 7 adalah:

$$Y_t = \frac{1,0010}{1 - 1,7225 B} P_{109} \frac{1 + 0,9824 e_t}{(1 - 0,9995 B)(1 - B)}$$

$$Y_t = \frac{-1,0005 + 0,0015B}{-0,0001 - 0,001e_t}$$

Model intervensi 2013 terbaik berdasarkan AIC dan BIC terkecil yaitu model intervensi dengan fungsi *pulse*, ARIMA (1,1,2) dan orde $b = 1, s = 1, r = 0$. Secara sistematis berdasarkan persamaan 7 adalah:

$$Y_t = \frac{-1,1235 B}{1 - 1,0027 B} S_{167} \frac{1 + 0,3642 e_t}{(1 - 0,9995)(1 - B)}$$

$$Y_t = \frac{-1,1235 + 2,2464B - 1,1229B^2}{-0,0027 - 0,001e_t}$$

Nilai AIC dan BIC yang negatif maupun positif, tidak memiliki pengaruh dan perbedaan dari nilainya, karena akan mengikuti unit data yang digunakan (Bobbitt, 2021).

5. KESIMPULAN

Model terpilih untuk peramalan Indeks Harga Perdagangan Besar Indonesia (IHPBI) terdiri dari 3 model, pemilihan model dilakukan tanpa training-testing, model tersebut yaitu:

- a. Melalui metode ARFIMA diperoleh model terbaik yaitu ARFIMA (1, d , 0) dengan $d = 0,1579$ dan secara sistematis yaitu sebagai berikut:

$$Y_t = \frac{1 + 0,9824 e_t}{(1 - 0,9995 B)(1 - B)}$$

- b. Melalui metode intervensi multi input diperoleh dua model:

Intervensi tahun 2009 dengan ARIMA (1,1,1) dengan orde $b = 0, s = 1, r = 1$ dan secara sistematis yaitu sebagai berikut:

$$Y_t = \frac{-1,0005 + 0,0015B}{-0,0001 - 0,001e_t}$$

Sedangkan intervensi tahun 2013 dengan ARIMA (1,1,2) dengan orde $b = 1, s = 1, r = 0$ dan secara sistematis yaitu sebagai berikut:

$$Y_t = \frac{-1,1235 + 2,2464B - 1,1229B^2}{-0,0027 - 0,001e_t}$$

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, Alan. (2006). *An Introduction to Categorical Data Analysis Second Edition*. New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Akbar, M. J. I dan Kharisudin, I. (2020). *Model ARFIMA Untuk Analisis Data Kecepatan Angin di Bandara Internasional Ahmad Yani*. UNNES Journal of Mathematics 8 (2), p. 89-101.
- Badan Pusat Statistik Indonesia. (2021a). Indeks Harga Perdagangan Besar Indonesia, 2000-2019. Diakses pada 6 April 2021.
- Bobbitt, Zach. (2021). Statology Negative AIC.
- Bowerman B. L., & Richard T.O'Connel. (1993). *Forecasting and Time Series: An Applied Approach*. 3rd Edition. California: Wadsworth.
- Brockwell, P. J. & Davis, R. A. (2016). *Introduction to Time Series and Forecasting (3rd Edition)*. Switzerland: Springer.
- Cahyandari, R. dan Erviana, R. (2015). *Peramalan Kurs Jual Uang Kertas Mata Uang Singapore Dollar terhadap Rupiah Menggunakan Model ARFIMA*. Kubik, vol 1 No. 1, p 1-10.
- Daniaty, D., & Purwanto, D. I. (2020). *Indeks Harga Perdagangan Besar Indonesia 2019*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Moulines, E. & Soulier, P. (1999). Broadband Log-Periodogram Regression of Time Series with Longrange Dependence. *Annals of Statistics*. 27(4), 1415-1439.
- Natanael, D. K., Safitri, D. dan Suparti. (2018). Prediksi Harga Minyak Dunia Dengan Metode ARFIMA. *Statistika*, Vol. 6, No. 1, p 65-72.
- Rosadi, Dedi. (2011). *Analisis Ekonometrika & Runtun Waktu Terapan dengan R: Aplikasi untuk Bidang Ekonomi, Bisnis dan Keuangan*. Yogyakarta: ANDI.
- Samsiah, D. N. (2008). Analisis Data Runtun Waktu Menggunakan Model ARIMA (p,d,q) (Aplikasi: Data Pendapatan Pajak Kendaraan Bermotor di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta) (Tugas Akhir). UIN Sunan Kalijaga, Yogyakarta.
- Wanto, K. (2006). Analisis Intervensi Data Deret Waktu untuk Peramalan Pendapatan Domestik Bruto Indonesia (Tugas Akhir). Universitas Negeri Jakarta, Jakarta.
- Wei, William. (2006). *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. Pearson Education: New York.
- Yao, J., Tan, C. L., & Poh, H. L. (1999). Neural Networks for Technical Analysis: A Study on KLCI. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*. 2(2), 221-241.