

ISSN: 2339-2541

JURNAL GAUSSIAN, Volume 11, Nomor 2, Tahun 2022, Halaman 313 - 322

Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/



PERAMALAN INDEKS HARGA KONSUMEN INDONESIA MENGGUNAKAN METODE SEASONAL-ARIMA (SARIMA)

Arya Yahya

Badan Pusat Statistik Kabupaten Luwu Utara E-mail: aryayahya17@gmail.com

ABSTRACT

The pattern of changes in the Consumer Price Index (CPI) is very important to observe from time to time because it is closely related to economic indicators such as the amount of money in circulation, exchange rates, interest rates, and other economic indicators. This study aims to form a model and predict the Indonesian Consumer Price Index using the SARIMA method. The data used in modeling are monthly CPI data for the period January 2012 to February 2022. The best model for predicting Indonesia's CPI is the SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂ model. This study examines the CPI value in January and February 2022 which is not included in the estimation model, the estimation results (108,08 and 108,20) are very close to the actual CPI value issued by the Central Statistics Agency.

Keywords: SARIMA, IHK, Seasonal, Indonesia

1. PENDAHULUAN

Salah satu indeks yang dapat digunakan untuk memantau perkembangan harga di tingkat konsumen adalah Indeks Harga Konsumen (IHK). IHK menghitung tingkat rata-rata harga dari suatu paket barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga dalam kurun waktu tertentu (BPS, 2022). Indeks ini sangat penting karena menjadi salah satu barometer kondisi ekonomi nasional melalui angka inflasi (persentase perubahan IHK). Semakin tinggi kenaikan indeks harga konsumen maka semakin banyak jumlah uang yang harus dikeluarkan oleh masyarakat untuk mendapatkan sejumlah barang atau jasa yang sama. Persentase perubahan indeks harga konsumen (inflasi) juga menjadi salah satu asumsi makro dalam APBN yang ditetapkan setiap tahun oleh pemerintah dan DPR.

Pergerakan Indeks harga konsumen tidak hanya dibutuhkan oleh para pembuat kebijakan (*policy maker*) saja tetapi juga para pelaku ekonomi. Indikator ini berhubungan erat dengan pendapatan usaha, kemampuan pelaku usaha menyediakan barang/jasa, penyesuaian upah atau gaji pekerja, perubahan kontrak kerja, dan lain-lain. Indeks ini juga berhubungan dengan aktivitas ekonomi di sektor keuangan. Semakin tinggi inflasi suatu negara, semakin besar jumlah uang yang beredar, dan dampaknya bisa mempengaruhi nilai tukar sebuah negara (Mankiw, 2010). Kebijakan moneter Bank Indonesia ditujukan untuk mengelola tekanan harga, salah satu tujuannya untuk mempertahankan nilai uang. Ketika inflasi terkendali, Bank Indonesia menurunkan suku bunga untuk melakukan kebijakan ekspansif, tetapi ketika inflasi menunjukkan kenaikan yang signifikan dalam beberapa periode, Bank Indonesia akan menaikkan suku bunga untuk mengurangi jumlah uang yang beredar. Inflasi yang rendah dan stabil merupakan prasyarat untuk mewujudkan kesejahteraan masyarakat (Bank Indonesia, 2020).

Penelitian ini akan memodelkan dan meramalkan angka IHK nasional dengan metode Seasonal-ARIMA, penggunaan data IHK dalam penelitian ini didasari oleh peranan yang sangat besar data tersebut sebagai salah satu indikator ekonomi penting bagi perekonomian suatu negara. SARIMA digunakan dalam penelitian ini karena pola data IHK memiliki kecenderungan trend bersifat musiman atau pola yang berulang pada periode-periode tertentu seperti tahun baru atau bulan Ramadhan.

Beberapa penelitian terdahulu telah mencoba memodelkan Indeks Harga Konsumen, tetapi sebagian besar level penelitiannya hanya di tingkat wilayah atau regional, misalnya Rohmah, dkk (2020); Bonar, dkk (2017); Zahara, dkk (2020). Meskipun beberapa peneliti juga pernah memodelkan dan meramalkan Indeks Harga Konsumen Indonesia, namun pendekatan metode yang digunakan berbeda dengan metode yang digunakan dalam penelitian ini, misalnya Juhro dan Iyke (2019); Ahmar, dkk (2018); Estiko dan Wahyuddin (2019).

Menurut Montgomery, dkk (2008), model ARIMA (termasuk didalamnya adalah SARIMA) merupakan model yang sangat kuat dan fleksibel diantara model analisis *time series* dan *forecasting*. Pemodelan dan peramalan dalam penelitian ini juga menggunakan data dengan kondisi yang paling akhir sehingga angka ramalan yang dihasilkan dapat dijadikan rujukan yang paling kuat untuk periode mendatang. Hasil peramalan dari model yang dibangun dengan data yang periodenya sudah terlampau jauh kurang relevan untuk digunakan karena perubahan kondisi ekonomi yang terjadi setiap waktu.

Akhirnya dengan menggunakan set data yang paling *update* baik dalam periode maupun tahun dasar, diperoleh model yang paling tepat untuk meramalkan angka IHK pada periodeperiode yang akan datang yaitu model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂. Hasil peramalan dalam studi ini bermanfaat sebagai indikator tingkat harga pada periode yang akan datang, pedoman pembuat kebijakan (*policy maker*) dalam menetapkan target indikator ekonomi lain seperti nilai tukar, suku bunga, dan pengeluaran pemerintah, manajemen resiko keuangan, dan dapat digunakan sebagai rujukan antisipasi keadaan ekonomi pada periode berikutnya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah indeks yang menghitung rata-rata perubahan harga dari suatu paket barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga dalam kurun waktu tertentu. Perubahan IHK dari waktu ke waktu menggambarkan tingkat kenaikan (inflasi) atau tingkat penurunan (deflasi) dari barang dan jasa (BPS, 2022). Komponen diagram timbang dalam menghitung IHK didasarkan pada Survei Biaya Hidup (SBH) yang dilaksanakan oleh BPS. IHK yang digunakan dalam penelitian berdasarkan tahun dasar 2018=100. Metode yang digunakan menghitung IHK adalah metode *Modified Laspeyres*, yaitu:

$$IHK_{t} = \frac{\sum_{i=1}^{k} \frac{P_{ti}}{P_{(t-1)i}} P_{(t-1)i} Q_{0i}}{\sum_{i=1}^{k} P_{0i} Q_{0i}} X100$$
 (1)

dimana IHK_t menunjukkan indeks periode t; P_{ti} adalah harga komoditas i periode t ; $P_{(t-1)i}$ adalah harga komoditas i periode t-1; $P_{(t-1)i}Q_{0i}$ adalah nilai konsumsi komoditas i periode t-1; $P_{oi}Q_{oi}$ adalah nilai konsumsi komoditas i periode tahun dasar; dan k adalah jumlah komoditas (BPS, 2022).

Menurut Gujarati (2011), ada beberapa metode yang bisa digunakan dalam melakukan peramalan (forecasting), salah satunya adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) atau dikenal dengan metodologi Box Jenkins. Ide dasar yang mendasari metodologi

Box Jenkins dalam peramalan adalah menganalisis probabilitas atau stokastik, dari rangkaian data ekonomi *time series* di bawah filosofi "*biarkan data berbicara sendiri*". Menurut Box, dkk (2016), model ARIMA dapat memberikan pendekatan yang kuat untuk peramalan data time series.

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) merupakan bagian dari model ARIMA. Keunggulan model SARIMA dibandingkan ARIMA biasa adalah model ini dapat menangkap pola musiman yang terjadi secara berulang, sehingga model SARIMA sangat tepat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data runtut waktu yang polanya bersifat musiman seperti data IHK. Menurut Montgomery, dkk (2008), data deret waktu terkadang menunjukkan pola periodik yang kuat. Hal tersebut sebagian besar terjadi ketika data diambil dalam interval tertentu misalnya bulanan, mingguan, dan sebagainya.

Metode SARIMA dapat diasumsikan terdiri dari dua bagian, yaitu :

$$y_t = S_t + N_t \tag{2}$$

dimana S_t adalah komponen yang ditentukan secara periodik dan N_t adalah Komponen yang ditentukan secara stokastik.

Notasi singkat untuk model SARIMA adalah Seasonal-ARIMA (p,d,q) (P,D,Q)s, dimana p dan P adalah masing-masing jumlah lag komponen AR *non seasonal* dan *seasonal*; q dan Q adalah jumlah lag masing-masing komponen MA *non seasonal* dan *seasonal*; d dan Q adalah tingkat differensiasi agar data stasioner, dan S adalah lag untuk data *seasonal*. Persamaan umum model SARIMA dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\Phi^*(B^s)\Phi(B)(1-B)^d(1-B^s)^D y_t = \delta + \Theta^*(B^s)\Theta(B)\varepsilon_t$$
(3)

Setiap komponen dari persamaan di atas bisa diuraikan menjadi :

$$\Phi(B) = 1 - \Phi_1 B - \dots - \Phi_p B^p \tag{4}$$

$$\Phi^*(B^s) = 1 - \Phi^*_{1}B^s - \dots - \Phi^*_{p}B^{ps}$$
(5)

$$\Theta(B) = 1 - \Theta_1 B - \dots - \Theta_q B^q \tag{6}$$

$$\Theta^*(B^S) = 1 - \Theta^*_{1}B^S - \dots - \Theta^*_{Q}B^{QS} \tag{7}$$

dimana $\Phi(B)$ merupakan komponen AR *Non seasonal*; $\Phi^*(B^s)$ merupakan komponen AR *Seasonal*; $(1-B)^d$ adalah tingkat diferensiasi *Non Seasonal*; $(1-B^S)^D$ adalah tingkat direfensiasi *Seasonal*; $\Theta(B)$ adalah komponen MA *Non Seasonal*; dan $\Theta^*(B^s)$ adalah komponen MA *Seasonal*.

Beberapa penelitian terdahulu telah menggunakan model SARIMA untuk memodelkan dan meramalkan variabel yang memiliki trend musiman. Brida dan Risso (2011) dalam penelitiannya membuat pemodelan menggunakan model SARIMA untuk melakukan peramalan "*Tourism Demand*" di wilayah South Tyrol, Italia. Model SARIMA dipilih karena

data yang dimiliki memiliki trend musiman. Hasil penelitiannya mengungkapkan bahwa model SARIMA yang digunakan mengungguli alternatif model yang lain. Liu, dkk (2020) melakukan peramalan data AHC di China dari tahun 2011-2019, mereka membandingkan dua model yang ada yaitu SARIMA dan Exponential smooting (ETS), hasilnya SARIMA memiliki presisi yang paling kecil dibandingkan metode lainnya.

Chang, dkk (2012) dalam papernya memprediksi curah hujan yang bersifat musiman, hasil penelitiannya mengungkapkan bahwa metode SARIMA cocok dengan data dan fluktuasi musiman, metode ini disebutkan tepat dalam meprediksi curah hujan. Mao, dkk (2018) melakukan peramalan jumlah penderita penyakit tuberkulosis di China yang memiliki trend musiman. Hasilnya model SARIMA yang digunakan dalam penelitian tersebut cocok digunakan dalam melakukan peramalan.

SARIMA juga digunakan oleh Dindarloo, dkk (2016), mereka melakukan penelitian terkait *Hardgrove grindability index* (HGI), yaitu indeks yang digunakan sebagai parameter kualitas batu bara. Metode yang digunakan adalah SARIMA. Hasil penelitiannya menyebutkan bahwa metode yang digunakan memperoleh hasil peramalan yang sangat baik, hampir sebanding dengan nilai aktual yang ada.

3. METODOLOGI

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Indeks Harga Konsumen (IHK) Indonesia yang dipublikasikan oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Data IHK yang digunakan merupakan data bulanan, dengan periode januari 2012 sampai dengan Februari 2022 (122 observasi). Data periode Januari 2012 sampai dengan Desember 2021 (120 observasi) adalah data training yang digunakan untuk melakukan pemodelan dan peramalan, sedangkan data bulan Januari dan bulan Februari 2022 (dua obeservasi) adalah data testing yang digunakan untuk evaluasi hasil peramalan.

Pemodelan SARIMA dapat dilakukan dengan mengikuti langkah-langkah sebagai berikut.

- 1. Tahap pertama adalah identifikasi pola data, langkah tersebut dilakukan untuk menentukan apakah data yang dimiliki stasioner atau tidak. Uji statistik yang dapat dilakukan adalah uji unit root dengan metode *Augmented Dickey Fuller Test* (ADF). Jika hasil pengujian menunjukkan data tidak statsioner, perlu dilakukan langkah differensiasi baik untuk komponen trend maupun komponen seasonalnya.
- 2. Tahap kedua adalah identifikasi model, tahapan ini bertujuan untuk menentukan nilai p,d,q, P,D,Q yang akan digunakan dalam model dengan melihat pola ACF dan PACF.
- 3. Tahap ketiga adalah estimasi parameter.
- 4. Tahap keempat adalah uji diagnosis. Residual harus bersifat random atau stokastik (*white noise*) dengan rata-rata dan varians konstan. Uji ini sangat berhubungan dengan ada atau tidaknya autokorelasi antara residual. Uji Portmanteau dengan metode Ljung-Box atau biasa disebut Ljung-Box Q test digunakan untuk melihat apakah residual bersifat white noise atau tidak.
- 5. Tahap kelima adalah tahap peramalan. Tahapan peramalan dapat dilakukan setelah mendapatkan model terbaik dan telah melalui uji diagnosis. Model terbaik yang digunakan adalah model yang seluruh koefisien signifikan, uji diagnosis terpenuhi, dan memiliki nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwartz's Bayesian Criterion*

(BIC) yang paling kecil diantara model yang lain. Kebaikan dari hasil permalan terhadap nilai aktual juga dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), apabila nilai MAPE kurang dari 10 %, maka model yang digunakan untuk permalan sangat akurat (Lewis, 1982).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

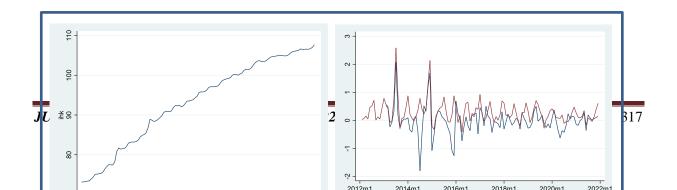
Dalam memodelkan sebuah data yang bersifat runtut waktu, hal pertama yang harus dilakukan adalah mengidentifikasi pola pergerakan data. Gambar 1a memperlihatkan pola pergerakan data IHK dari bulan januari 2012 hingga bulan desember 2021. Secara visual, ada dua pola yang bisa dijelaskan dari gambar tersebut yaitu: 1) Data IHK memiliki *trend* yang menaik dari waktu ke waktu. Kesimpulan awal yang dapat diperoleh dari gambar 1a adalah data tidak stasioner pada tingkat level. 2) Data IHK memiliki pola musiman (*seasonal*) yang berulang setiap tahun.

Meskipun data IHK cenderung membentuk pola musiman sebanyak dua kali yaitu di pertengahan tahun dan diakhir tahun, tetapi pola yang terbentuk diantara dua kejadian itu berbeda. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pola musiman terbentuk dengan lag sebanyak 12 bulan. Gambar 2b adalah data IHK yang telah didiferensialkan pada ordo pertama (d=1) dan telah dihilangkan pengaruh musimannya (D=1) dengan lag 12 (S=12).

Indentifikasi pola data secara visual pada gambar 1a memperliatkan bahwa data dalam tingkat level tidak stasioner karena memiliki *trend*. Pengujian secara statistik dilakukan dengan menggunakan *Dickey Fuller Test* untuk melihat apakah data IHK mengandung *unit root* atau tidak. Hasil pengujian pada tabel 1 menunjukkan *p-value* (0,1491) lebih besar dari tingkat siginifkansi 0,05. Ini artinya data IHK pada tingkat level tidak stasioner.

Data yang tidak stasioner tidak dapat digunakan secara langsung dalam pengolahan karena akan menghasilkan model estimasi yang *spurious*. Menurut Montgomery, dkk (2008), langkah yang perlu dilakukan agar data menjadi stasioner adalah melakukan diferensiasi (*differencing*) pada ordo pertama sekaligus menghilangkan pola musiman dengan lag 12 (S=12) sesuai identifikasi pola data. Hasilnya secara visual dapat dilihat pada gambar 1b.

Untuk memastikan bahwa data telah stasioner, uji statistik digunakan yaitu *Dickey Fuller Test* untuk melihat apakah data IHK yang telah didiferensiasi dan dihilangkan pengaruh musimannya masih mengandung *unit root* atau tidak. Hasil uji pada tabel 1 menunjukkan *pvalue* (0,000) lebih kecil dari tingkat siginifkansi 0,05. Kesimpulannya adalah menolak hipotesis nol (data tidak mengandung *unit root*). Oleh karena itu, model yang dibangun dalam penelitian ini menggunakan koefisien d=1, D=1, dan S=12.



Tabel 1 Hasil Uji *Unit Root Test* dengan *Dickey Fuller Test*

No	Data	Perlakuan	P-Value
1.	IHK	-	0,1491
2.	DS12IHK	Difensiasi pada ordo 1 dan Lag Seasonal S=12	0,0000

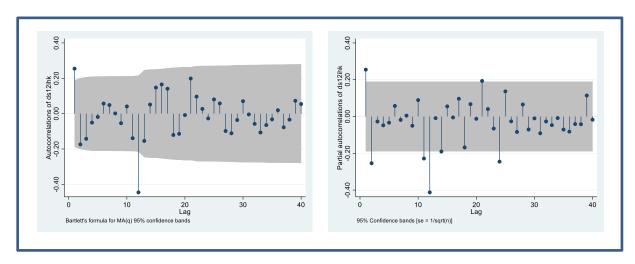
Tingkat Signifikansi Alpha = 5 %

Identifikasi model dan estimasi parameter

Tabel 1 di atas menunjukkan bahwa data IHK stasioner pada kondisi d=1, D=1, dan S=12. Tahapan berikutnya adalah mengidentifikasi model untuk menentukan jumlah lag yang akan digunakan baik dari komponen *Autoregressive* dan *Moving Average* (p dan q) maupun komponen *Seasonal Autoregressive* dan *Seasonal Moving Average* (P dan Q).

Montgomery, et al (2008) dan Gujarati (2011) menjelaskan bahwa penentuan lag dapat dilakukan dengan melihat pola *autocorrelation* (ACF) dan *partial autocorrelation* (PACF). Gambar 2 adalah pola ACF maupun PACF yang berasal dari data IHK yang telah stasioner pada ordo pertama dan lag 12.

ACF maupun PACF menunjukkan pola menurun secara drastis (*cut off*) pada lag pertama, ini artinya lag yang digunakan adalah lag 1. Dalam penelitian ini, maksimal lag yang akan diuji dari pengaruh AR maupun MA dalam model adalah 1 lag. Untuk komponen seasonal juga maksimal 1 lag dengan melihat pola ACF dan PACF yang signifikan hanya muncul di lag 12, setelah itu langsung menurun (*cut off*) pada lag berikutnya.



Gambar 2. ACF dan PACF dari data differensiasi IHK (DS12IHK)

Berdasarkan informasi ACF dan PACF, penelitian ini akan menguji model terbaik dari 3 kemungkinan model SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)s yaitu : SARIMA (1,1,1) (1,1,1)₁₂, SARIMA (1,1,0) (1,1,0)₁₂, dan SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂. Model terbaik adalah model yang koefisiennya (AR maupun MA) signifikan dan memiliki *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwartz's Bayesian Criterion* (BIC) yang paling kecil.

Tabel 2 Identifikasi Hasil Estimasi Paramater

No	Seasonal ARIMA Model	Koefisien AR dan MA	AIC	BIC
1.	SARIMA (1,1,1) (1,1,1) ₁₂	Tidak signifikan	100,41	113,78
2.	SARIMA (1,1,0) (1,1,0) ₁₂	Signifikan	115,37	123,39
3.	SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂	Signifikan	96,73	104,75

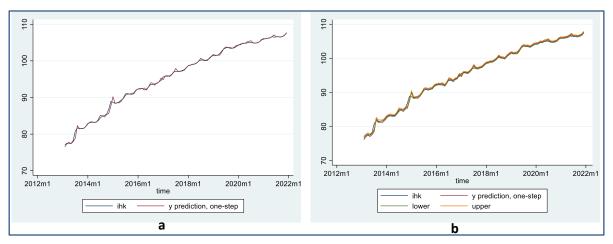
Tingkat Signifikansi Alpha = 5 %

Tabel 2 merupakan rangkuman hasil estimasi parameter dari tiga model yang ada. Koefisien dari model Seasonal ARIMA (1,1,1) (1,1,1)₁₂ tidak signifikan secara statistik pada tingkat signifikansi 5%, oleh karena itu model ini bukan model terbaik dan tidak dapat digunakan dalam peramalan IHK Indonesia.

Ada dua model yang koefisien AR dan MA seluruhnya signifikan pada tingkat signifikansi 5% yaitu SARIMA (1,1,0) (1,1,0)₁₂ dan SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂. Model yang memiliki Nilai AIC dan BIC adalah model yang paling baik. Diantara dua model tersebut, model SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ yang memiliki nilai AIC dan BIC yang paling kecil sehingga dipilih menjadi model yang paling baik. Hasil pengujian diagnosa menunjukkan residual bersifat random (*white noise*), hal tersebut diketahui dari uji *Portmanteu Test* dimana nilai pvalue (0,9679) lebih besar dari nilai signifikansi 5 persen.

Setelah melewati tahapan identifikasi model, estimasi parameter, dan uji residual, diperoleh model terbaik untuk Indeks Harga Konsumen Indonesia yaitu SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$. Sebelum melakukan peramalan, terlebih dahulu akan dilihat seberapa akurat model tersebut dalam memprediksi nilai IHK, akurasi model akan dilihat dengan

membandingkan nilai aktual IHK bulanan pada periode sampel yang digunakan dalam membentuk model dengan nilai permalan.



Gambar 3. Plot nilai IHK aktual dan hasil peramalan dari model SARIMA (0,1,1) $(0,1,1)_{12}$

Gambar 3a merupakan pergerakan Indeks Harga Konsumen berdasarkan data aktual IHK dan data hasil peramalan menggunakan model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ selama periode sampel. Titik Warna biru adalah nilai aktual IHK sedangkan titik warna merah adalah nilai peramalan IHK. Dua titik tersebut bergerak beriringan dengan jarak yang sangat kecil, artinya model SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ secara visual cukup tepat digunakan untuk memprediksi nilai IHK bulanan.

Kebaikan model dari hasil peramalan terhadap nilai aktual secara statistik juga dapat dilihat dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), apabila nilai MAPE kurang dari 10 %, maka model yang digunakan untuk permalan sangat akurat (Lewis, 1982). Hasil perhitungan menghasilkan nilai MAPE sebesar 0,26 %, ini artinya model SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ yang dihasilkan sangat akurat dalam meramalkan nilai IHK bulanan Indonesia.

Tahap terakhir yang dilakukan dalam penelitian ini adalah melakukan peramalan angka Indeks Harga Konsumen (IHK) Indonesia untuk periode bulan Januari dan bulan Februari 2022 (data testing) dengan menggunakan model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂. Peramalan dilakukan untuk dua bulan berikutnya karena peramalan dengan jarak yang terlalu jauh dari periode waktu sampel akan menghasilkan deviasi hasil estimasi yang besar karena keadaan atau kondisi ekonomi yang mungkin berubah.

Tabel 4 Perbandingan Data Testing dan Hasil Peramalan Model SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂

Komponen	Januari 2022	Februari 2022
Nilai Aktual	108,26	108,24
Nilai Peramalan	108,08	108,20
Batas Bawah	107,84	107,92
Batas Atas	108,33	108,48

Keterangan: Selang Kepercayaan 95%

Berdasarkan tabel 4 di atas, nilai aktual IHK bulan Januari dan bulan Februari tahun 2022 yang dijadikan sebagai data testing berada pada rentang interval batas atas dan batas bawah hasil peramalan. IHK bulan Januari 2022 sebesar 108,26 berada diantara batas bawah 107,84 dan batas atas 108,33, sedangkan IHK Februari 2022 sebesar 108,24 berada diantara batas bawah 107,92 dan batas atas 108,48.

5. KESIMPULAN

Hasil penelitian menggunakan data IHK bulanan Indonesia diperoleh model yang paling tepat untuk meramalkan angka IHK yaitu model SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂. Hasil peramalan dalam studi ini bisa menjadi acuan bagi para pembuat kebijakan dalam mengambil setiap keputusan, juga bermanfaat bagi para pelaku ekonomi dalam menyusun manajemen resiko keuangan di kemudian hari.

Keterbatasan penelitian ini diantaranya peramalan hanya dapat disajikan dalam jangka pendek, angka ramalan yang terlalu jauh waktunya dari set data sampel akan memiliki residual yang cukup besar karena perubahan kondisi dan situasi ekonomi. Peramalan ini juga murni dibangun dari pergerakan nilai data itu sendiri pada periode sebelumya, penelitian berikutnya bisa membangun model dari variabel yang relevan berpengaruh pada nilai IHK.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmar, A. S., GS, A. D., Listyorini, T., Sugianto, C. A., Yuniningsih, Y., dkk. 2018. *Implementation of the ARIMA (p, d, q) method to forecasting CPI Data using forecast package in R Software*. In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1028, No. 1, p. 012189). IOP Publishing.
- Badan Pusat Statistik. 2022. *Indeks Harga Konsumen 90 Kota di Indonesia*. Jakarta. Badan Pusat Statistik.
- Bank Indonesia. 2020. https://www.bi.go.id/id/fungsi-utama/moneter/inflasi/default.aspx. Jakarta. Bank Indonesia.
- Box, G., Jenkins, G., Reinsel, G. 2016. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. fifth ed. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Brida, J. G. dan Risso, W. A. 2011. *Tourism demand forecasting with SARIMA models—the case of South Tyrol*. Tourism Economics, 17(1), 209-221.
- Chang, X., Gao, M., Wang, Y., dan Hou, X. 2012. Seasonal autoregressive integrated moving average model for precipitation time series. Journal of Mathematics & Statistics, 8(4).
- Dindarloo, S., Hower, J. C., Bagherieh, A., dan Trimble, A. S. 2016. Fundamental evaluation of petrographic effects on coal grindability by seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA). International Journal of Mineral Processing, 154, 94-99.
- Estiko, F. I. dan Wahyuddin, S. 2019. *Analysis of Indonesia's Inflation Using ARIMA and Artificial Neural Network*. Economics Development Analysis Journal, 8(2), 151-162.
- Gujarati, Damodar N. 2011, Econometrics By Example, New York: Palgrave Macmillan.
- Juhro, S. M., dan Iyke, B. N. 2019. Forecasting Indonesian inflation within an inflation-targeting framework: do large-scale models pay off?. Buletin Ekonomi Moneter dan Perbankan, 22(4), 423-436.
- Lewis, C.D. (1982). *Industrial and business forecasting methods*. London: Butterworths.
- Liu, H., Li, C., Shao, Y., Zhang, X., dkk,. 2020. Forecast of the trend in incidence of acute hemorrhagic conjunctivitis in China from 2011–2019 using the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) and Exponential Smoothing (ETS) models. Journal of infection and public health, 13(2), 287-294.
- Mankiw, N. Gregory. 2010. Macroeconomics. Edisi Ketuju. New York: Worth Publishers.
- Mao, Q., Zhang, K., Yan, W., dan Cheng, C. 2018. Forecasting the incidence of tuberculosis in China using the seasonal auto-regressive integrated moving average (SARIMA) model. Journal of infection and public health, 11(5), 707-712.
- Montgomery, Douglas C., Jennings, Cheryl L., dan Kulahci, Murat. 2008, *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*, New Jersey: John Wiley & Sons.Inc.
- Rohmah, M. F., Putra, I. K. G. D., Hartati, R. S., dan Ardiantoro, L. 2020. *Predicting consumer price index cities and districts in East Java with the gaussian-radial basis function kernel. In Journal of Physics*: Conference Series (Vol. 1456, No. 1, p. 012026). IOP Publishing.
- Zahara, S., Sugianto, dan Ilmiddaviq, M. B. 2020. Consumer price index prediction using Long Short Term Memory (LSTM) based cloud computing. In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1456, No. 1, p. 012022). IOP Publishing.