

Available online at :

https://ejournal.unsrat.ac.id/v3/index.php/IJIDS/index

IJIDS

(Indonesian Journal of Intelligence Data Science)



PERAMALAN INDEKS HARGA KONSUMEN DI KOTA PALU MENGGUNAKAN METODE ARIMA (AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE) DALAM MODEL INTERVENSI FUNGSI STEP

Ilka Soldarima Landa¹⁾, Djoni Hatidja^{2*)} Yohanes A.R Langi³⁾

1,2,3</sup> Program Studi Matematika, Jurusan Matematika, FMIPA, UNSRAT

*Corresponding author: dhatidja@unsrat.ac.id

ARTICLE INFO

History of the article: Received March 1, 2024 Revised March 21, 2024 Accepted April 12, 2024

Keywords:

3 to 5 Keywords

Correspondece:

Djoni Hatidja

E-mail: dhatidja@unsrat.ac.id

ABSTRAKSI

Intervention analysis is one method of time series used to determine several events that result in changes in data patterns at one time t. The purpose of this study is to predict the Consumer Price Index in the city of Palu from January to June 2023 using the ARIMA step function method. The data used in this study is the Consumer Price Index in Palu City for the period January 2015 to December 2022, where in January 2020 it experienced a shock or also called intervention in a long enough period of time so that the suspected intervention model is a step function. Based on the results of the ARIMA model analysis (1,2,2) an intervention model with order b=0, s=36 and r=0 was then used to predict the CPI of the city of Palu for the next 6 months with the results obtained were 116.23, 116.27, 116.23, 116.18, 116.13 and 116.08.

Keywords: Step Function Intervention, Palu City, Forecasting.

PENDAHULUAN

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah indeks yang digunakan untuk mengukur inflasi, dan seiring berjalannya waktu, IHK mengalami peristiwa perubahan yang terjadi di luar kendali, mencerminkan tingkat inflasi dan deflasi. ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) didasarkan pada asumsi bahwa data periode sekarang dipengaruhi oleh data periode sebelumnya dan nilai residual dari data periode sebelumnya. Ketika informasi non-stasioner ditambahkan ke campuran proses ARMA, model umum ARIMA (p, d, q) terpenuhi (Bangun, 2016). ARIMA adalah model yang sepenuhnya mengabaikan variabel independen saat melakukan prediksi. Model ini menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan ramalan jangka pendek yang akurat. ARIMA cocok digunakan ketika pengamatan dalam deret waktu memiliki hubungan statistik atau ketergantungan (Pradana et al., 2020). Metode Box-Jenkins adalah proses iteratif dalam memilih model terbaik untuk deret waktu stasioner dari kelompok model deret waktu linier yang dikenal sebagai model ARIMA. Metode ini mengasumsikan bahwa nilai-nilai deret tersebut dihasilkan oleh proses stokastik (acak) dengan bentuk yang dapat dijelaskan (Elvani et al., 2016).

Data deret waktu yang dipengaruhi oleh peristiwa eksternal yang dikenal sebagai intervensi dapat menyebabkan perubahan pola data pada waktu tertentu t (Damayanti & Yosmar, 2021). Beberapa faktor dapat mempengaruhi data deret waktu, termasuk faktor internal dan eksternal seperti perubahan kebijakan, wabah penyakit, dan kerusuhan yang menyebabkan terjadinya intervensi atau goncangan, sehingga menyebabkan perubahan pola data deret waktu yang dapat diamati melalui analisis intervensi (Lorensya et al., 2022). Model intervensi adalah model deret waktu yang digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data yang mengandung goncangan atau intervensi, baik dari faktor eksternal maupun internal (Sari et al., 2016). Secara umum, terdapat dua fungsi utama yang digunakan dalam model intervensi, yaitu fungsi step dan fungsi pulse. Fungsi step merepresentasikan intervensi yang terjadi dalam jangka waktu yang panjang, sementara fungsi pulse merepresentasikan intervensi yang terjadi hanya pada waktu tertentu (Sari et al., 2015).

Penelitian sebelumnya telah dilakukan, seperti penelitian oleh Sari pada tahun 2016 yang menggunakan metode intervensi fungsi step untuk studi kasus saham PT. Fast Food Indonesia Tbk. Selain itu, pada tahun 2021, Mokorimban menggunakan metode ARIMA untuk memprediksi Indeks Harga Konsumen di Kota Manado dengan menggunakan model intervensi fungsi step. Pada tahun 2016, Wigati melakukan penelitian tentang Indeks Harga Konsumen di Kota Palu dengan menggunakan metode ARIMA. Namun, hingga saat ini, belum ditemukan penelitian yang menggunakan metode ARIMA dengan model intervensi fungsi step untuk meramalkan Indeks Harga Konsumen di Kota Palu.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan mulai bulan Oktober 2022 sampai April 2023 dari penyusunan proposal, pengambilan data serta pengolahan data. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data IHK di Kota Palu bulan Januari 2015 sampai Desember 2022. Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu ARIMA (*Autoregressive Intagrated Moving Average*) dalam model Intervensi fungsi step.

Bentuk umum model ARIMA dinyatakan dalam persaaman sebagai berikut (Wuwung *et al.*, 2013).

$$\begin{split} Z_t &= \mu + \phi_1(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \phi_2(Y_{t-2} - Y_{t-3}) + \dots + \phi_p(Y_{t-p}Y_{t-p-1}) + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \dots \\ &\quad - \theta_q\varepsilon_{t-q} \end{split}$$

di mana,

 Z_t : Variabel tidak bebas

 $\phi_1, \phi_2 \dots \phi_p$: parameter *autoregressive*

 $\theta_1,\,\theta_2\,...\,\theta_p$: koefisien parameter *moving average*

 $Y_{t-1}, Y_{t-2} \dots, Y_{t-p}$: Variabel bebas

 $arepsilon_{t-q}$: sisaan pada saat ke t-q

 $f(I_t) = \frac{\omega_s}{\delta_r} B^b I_t$

di mana:

 $\omega_s(B)=\omega_0-\omega_1 B-\cdots-\omega_s B^s$ (s menujukkan lamanya suatu interversi berpengaruh pada data setelah b periode)

 $\delta_r(B)$: $1 - \delta_1(B) - \dots - \delta_r B^r$ (r pola efek intervensi yang terjadi setelah b + s periode kejadian intervensi pada waktu T) (Ekayanti *et al.*, 2014).

Metode Analisis Data

Langkah-langkah yang dilakukan dalam menganalisis data adalah :

- 1. Pengelompokan data menjadi 2 kelompok berdasarkan waktu terjadinya intervensi.
- 2. Membuat plot *time series* data sebelum terjadi intervensi.

Pemeriksaan kestasioneran data, jika stasioneritas belum terpenuhi dalam rata-rata maka dilakukan proses pembedaan (differencing) dengan persamaan $X'_t = X_t - X_{t-1}$ dan d=2 adalah $X^{"}_t = X'_t - X'_{t-1}$ jika stasioneritas belum terpenuhi dalam variansi maka dilakukan proses transformasi dengan persamaan $T(Z_t) = \frac{Z_t^{\lambda}}{\lambda}$, $\lambda \neq 0$ (Sorlury et al., 2022).

3. Membentuk plot ACF dengan persamaan

$$\mathbf{r_k} = corr(Z_t, Z_{t-k}) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \overline{Z})(Z_{t+k} - \overline{Z})}{\sum_{t=1}^{n} (Z_t - \overline{Z})^2} \frac{1}{\mathrm{dan PACF}}$$

4. Mengidentifikasi model AR dengan persamaan:

$$Y=\mu+\phi_1Y_{t-1}+\phi_2Y_{t-2}+\cdots+\phi_pY_{t-p}+\varepsilon_{t~\mathrm{dan~MA~dengan~persamaan:}}$$

$$Y_t=\mu+\varepsilon_t-\theta_1\varepsilon_{t-1}-\varepsilon_2\varepsilon_{t-2}-\cdots-\theta_q\varepsilon_{t-q~\mathrm{(Christie~\it{et~al.,}~2022),~yang}}$$
 dihasilkan dari plot ACF dan PACF untuk kemudian dibuat sebagai model ARIMA sementara.

- 5. Melakukan estimasi parameter model ARIMA.
- 6. Melakukan pemeriksaan diagnostik untuk menguji kelayakan model. Suatu model ARIMA dapat dikatakan layak digunakan apabila model tersebut menghasilkan residual yang memenuhi asumsi *white noise* dan normalitas residual. Untuk menguji hal tersebut, dilakukan uji independensi residual dengan statistik uji *Ljung-Box* dengan hipotesis sebagai berikut $H_0: p_1 = p_2 = \cdots = p_k = 0$ (residual memenuhi asumsi *white noise*)

 $H_1: p_k \neq 0$, dengan k=1,2,...,k (residual belum memenuhi asumsi *white noise*). Statistik uji yang digunakan adalah (Mokorimban *et al.*, 2021):

$$Q = n(n+2) \sum_{k=0}^{K} (n-k)^{-1}$$

di mana:

n : banyaknya data pengamatan

 ρk : nilai estimasi fungsi autokorelasi *lag* ke-k

K: jumlah *lag* maksimum.

Jika ditetapkan taraf signifikan α, dengan kriteria keputusan adalah terima H₀ jika

 $Q < X_{(\alpha,K-p-q)}^2$ atau $p-value > \alpha$. Di mana p merupakan orde dari mode AR, sedangkan q merupakan orde dari model MA dan uji normalitas residual dengan statistik uji *Jarque Bera* (*JB*) dengan hipotesis H₀: residual berdistribusi normal dan H₁: residual tidak berdistribusi normal. Dengan rumus sebagai berikut (Rahmatullah *et al.*, 2020).

$$JB = n \left[\frac{S^2}{6} + \frac{(k-3)^2}{24} \right]$$

di mana:

n = banyak data

S = koefisien skewness

k = koefisien kurtosis

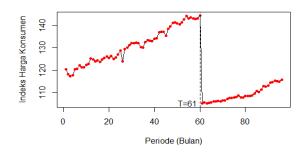
Tolak H₀ apabila $JB \ge X_{(2,\alpha)}^2$ atau p-value $\le \alpha$.

- Identifikasi respons intervensi dengan mengamati plot dari semua data untuk mengetahui pola respons setelah terjadinya intervensi.
- 8. Melakukan estimasi parameter model intervensi.
- 9. Melakukan pemeriksaan diagnosis kelayakan model.
- Setelah dilakukan pemeriksaan diagnosis dan disimpulkan bahwa model layak untuk digunakan, maka prediksi dengan model intervensi dapat digunakan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data penelitian

Dalam penelitian ini, digunakan data sekunder yang diambil dari situs resmi BPS Provinsi Sulawesi Tengah. Data ini merupakan data bulanan mengenai Indeks Harga Konsumen (IHK) di Kota Palu selama 8 tahun, dari Januari 2015 hingga Desember 2022, dengan total 96 data yang akan dimanfaatkan.

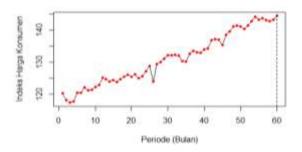


Gambar 1. Plot data IHK di kota Palu Januari 2015 – Desember 2022

Setelah kita menampilkan Melalui Gambar 1, kita dapat mengamati dampak dari intervensi yang menyebabkan perubahan dalam data IHK, di mana IHK di kota Palu mengalami penurunan atau deflasi.

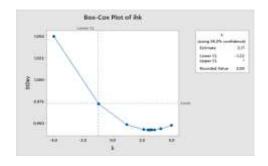
Identifikasi Kestasioneran

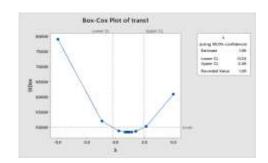
Data sebelum terjadinya intervensi (Y0t) Merupakan data IHK yang meliputi periode Januari 2015 hingga Desember 2019 dengan banyak data yaitu n=60, dimana data ini dibentuk oleh model ARIMA. Sebelum membentuk ARIMA kita perlu Menghasilkan plot data untuk mengamati karakteristik jenis data yang ada.



Gambar 2. Grafik data IHK sebelum terjadinya Intervensi

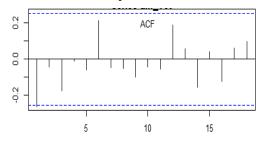
Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat bahwa pola plot data IHK sebelum terjadi intervensi mengalami trend naik atau mengikuti perubahan waktu, sehingga dapat dianggap bahwa data sebelum intervensi (Y0t) belum menunjukkan sifat stasioner. Data tersebut dikatakan stasioner terhadap varians jika nilai λ untuk data tersebut sama dengan 1.

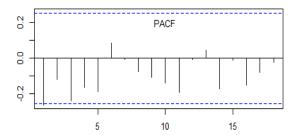




Gambar 3. Grafik Box-Cox transformasi data sebelum terjadinya intervensi (Y0t)

Dari Gambar 3 sebelah kiri dapat dilihat bahwa data IHK masih belum stasioner dalam varians sehingga perlu dilakukan transformasi data. Pada Gambar 3 sebelah kanan menunjukan Hasil plot Box-Cox dari data yang telah ditransformasi menunjukkan bahwa nilai Rounded value (λ) adalah 1.00, yang menunjukkan bahwa transformasi yang dilakukan menghasilkan data yang memiliki sifat stasioner terhadap varians.





Gambar 4. Plot Y0t dengan nilai ACF dan PACF

Berdasarkan hasil plot data pada Gambar 4 menunjukan bahwa plot Y0t dengan nilai ACF dan PACF dari data sudah stasioner terhadap varians dan *mean* setelah dilakukan pembedaan (differencing) sebanyak dua kali.

Identifikasi Model

Identifikasi model sementara dilakukan untuk Dengan menggunakan ACF dan PACF, kita dapat mengevaluasi apakah model ARIMA layak atau tidak untuk digunakan. Model ARIMA yang akan digunakan dapat ditentukan dengan melihat ACF dan PACF. Beberapa dugaan model ARIMA dilihat dari Gambar 4 diantaranya ARIMA (0,2,0), ARIMA (0,2,1), ARIMA (0,2,2), ARIMA (1,2,0), ARIMA (1,2,1), ARIMA (1,2,2), ARIMA (2,2,0), ARIMA (2,2,1), ARIMA (2,2,2).

Estimasi Paremeter ARIMA

Setelah mendapatkan beberapa pendugaan parameter dari model sementara, langkah selanjutnya yang dilakukan adalah estimasi terhadap parameter model yang ada untuk menentukan model terbaik yang akan digunakan dalam proses peramalan.

Tabel 1. Nilai Koefisien dari hasil estimasi parameter

Koefisien	Koefisien Hasil Estimasi						
AR ₁	AR ₂	MA 1	MA 2	AIC	BIC		
				- 863. 33	- 861. 27		
		- 0.99 99		- 909. 46	905. 34		
		- 1.54 66	0.54 67	914. 34	- 908. 16		
- 0.58 39				- 885. 83	- 881. 71		
- 0.26 64		- 0.99 98		911. 45	905. 27		
0.43 91		- 1.99 53	0.99 81	- 918. 46	910. 22		
- 0.76 9	- 0.30 23	-		- 889. 35	- 883. 17		
	- 0.58 39 - 0.26 64 0.43 91 - 0.76	AR ₁ AR ₂ - 0.58 39 - 0.26 64 0.43 91 - 0.76 0.30 9 23	AR ₁ AR ₂ MA 1 - 0.99 99 - 1.54 66 - 0.58 39 - 0.26 64 98 0.43 91 - 0.76 0.30 9 23	AR ₁ AR ₂ MA 1 2 - 0.99 99 - 0.54 66 - 0.58 39 - 0.26 64 - 0.43 91 - 0.76 0.30 9 23	AR1 AR2 MA 1 2 2 2 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3		

2,1)	0.31	0.13	0.99		910.	902.
	14	37	98		39	15
ARIMA(2, 2,2)	0.43 97	- 0.00 23	- 1.99 49	0.99 77	916. 46	906. 16

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan memilih nilai AIC dan BIC terkecil dari beberapa dugaan model. Dapat dilihat dari Tabel 1, nilai AIC dan BIC terkecil pada model ARIMA (1,2,2). Berdasarkan ARIMA (1,2,2) didapat persamaan ARIMA sebagai berikut.

$$Z_t = 0.4391Y_{t-1} + \varepsilon_t + 1.9953\varepsilon_{t-1} - 0.9981\varepsilon_{t-2}$$

Dengan artian model ARIMA (1,2,2) memiliki orde p=1, d=2 dan q=2.

Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter dilakukan dengan melihat nilai *p-value* dari model ARIMA yang ada. Penentuan model ARIMA yang memenuhi syarat untuk digunakan kita lakukan Pengujian pada nilai p-value untuk setiap parameter dalam model.

Nilai p-value parameter-parameter model yang telah di estimasi bisa diamati pada Tabel 4.

Tabel 2. Nilai p-value

model	Nilai P-Value				
	AR ₁	AR ₂	MA ₁	MA ₂	
ARIMA(0,2,0					
)					
ARIMA(0,2,1			0		
)			U		
ARIMA(0,2,2			1.443290e-	5.395504e	
)			14	-03	
ARIMA(1,2,0	2.446814e-				
)	08				
ARIMA(1,2,1	0.0409449		0.0000000		
)	0.0409449		0.000000		
ARIMA(1,2,2	1.432148e-		0.0000000	1.332268e	
)	03		0.000000	-15	
ARIMA(2,2,0	1.043268e-	1.574245e-			
)	09	02			
ARIMA(2,2,1	0.0228566	0.3272340	0.0000000		
)	4	7	0		
ARIMA(2,2,2	2.198330e-	9.867182e-	0.000000	1.998401e	
)	03	01	0.00000	-15	

Untuk menentukan Pemilihan model yang layak dapat ditentukan melalui nilai p-value yang tercantum pada Tabel 2 untuk setiap parameter. Berdasarkan Tabel 2 diperoleh model terbaik melalui tahap estimasi parameter, yaitu model ARIMA (1,2,2) dengan menggunakan nilai *p-value* pada parameter MA(1) adalah 0.0000000 dengan nilai estimasi parameter MA(1) adalah -

1.9952748. dengan tingkat signifikan α =0.05 dilihat menunjukan bahwa penaksiran parameternya kurang dari α , maka dapat simpulkan bahwa H₀ dinyatakan tidak valid karena *p-value*< α . Berdasarkan hal tersebut, dapat disimpulkan bahwa parameter MA(1) memiliki tingkat signifikansi yang cukup.

Uji Diagnostik

Sebuah model ARIMA bisa dinyatakan cukup memadai apabila model tersebut telah dihasilkan residual yang memenuhi asumsi *white noise* dan normalitas. Uji yang dapat dilakukan untuk memenuhi asumsi tersebut adalah uji independensi residual menggunakan tatistic uji *Ljung-Box* dan uji normalitas residual dengan statitik uji *Jarque-Bera* test.

Tabel 3. Output uji diagnostic model ARIMA

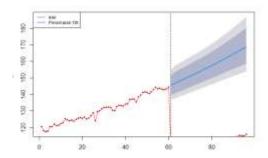
Box-Ljung test
data: Y0t_arima\$residuals
X-squared = 5.6578, df = 4, p-value = 0.8952

Jarque Bera Test
data: Box.test
X-squared = 1.0986, df = 2, p-value = 0.5773

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat bahwa hasil perhitungan menunjukan bahwa uji *Ljung-Box* dan uji *Jarque-Bera* ditemukan bahwa nilai p-value lebih besar dari tingkat signifikansi (α) sebesar 0.05, sehingga ARIMA (1,2,2) memenuhi asumsi *white noise* dan normalitas. Dengan dipenuhinya asumsi ini, sehingga model ARIMA (1,2,2) dikatakan memadai dan dapat digunakan untuk peramalan.

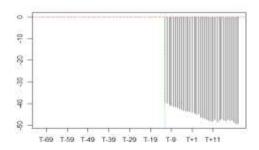
Identifikasi Orde Intervensi

Selanjutnya, melakukan identifikasi terhadap orde intervensi dapat Identifikasi orde intervensi dilakukan dengan memperhatikan selisih antara hasil peramalan data sebelum intervensi Y0t dan nilai observasi untuk $t \geq T$.



Gambar 5. Plot analisis perbandingan

Pada Gambar 5 menujukan perbandingan antara data sebelum intervensi Y0t dengan hasil peramalan. Setelah mengetahui perbandingan tersebut perlu dilakukan pengidetifikasian orde b, s, dan r, diamati dari pola residual sebagai respon intervensi.



Gambar 6. Plot Residual Respon Intervensi

Berdasarkan Gambar 6, pengamatan dapat dilakukan untuk menentukan orde intervensi b, s, dan r. Di mana nilai orde b adalah periode tunda yang dapat dilihat dari periode terjadinya pengaruh dari intervensi. Pada Gambar 6, grafik residual keluar secara langsung dari batas signifikan pada T=61 sehingga orde b=0, Orde s menunjukan durasi intervensi mempengaruhi data setelah orde b sehingga s=36. Orde r adalah *time lag* setelah orde b dan s ketika data telah menunjukan pola yang jelas sehingga r=0.

Estimasi parameter Intervensi

Selanjutnya, estimasi parameter model intervensi. dilakukan pengujian signifikansi untuk menentukan apakah parameter dapat dimasukan dalam model melalui pengujian hipotesis.

		-	
Estimate Std.	Error	z value	Pr(> z)
ar1 0.15737919	0.18154753	0.8669	0.3860100
ma1 -0.60863343	0.16647236	-3.6561	0.0002561
ma2 -0.38762887	0.16165947	-2.3978	***
T61-AR1	NaN	NaN	0.0164934 *
0.11281913	NaN	NaN	
T61-MA0 -			
0.00049755			
l .			

Tabel 5. Uji signifikansi estimasi parameter

Pada Tabel 6 didapatkan nilai $\omega_0 = -0.0004975$ dan $\delta_0 = 0.11281913$ dilihat bahwa salah satu penaksiran parameternya kurang dari α =0.05, sehingga ouput tersebut bisa digunakan untuk pemodelan intervensi. Sehingga diperoleh model intervensi yaitu.

$$Z_t = \frac{-0.00049755}{0.11281913} S_t^{61}$$

Setelah didapat model intervensi selanjutnya dilakukan penggabungan antara model ARIMA dan model intervensi, kemudian model tesebut digunakan untuk melakukan peramalan.

$$Z_t = -0.0044101563272S_t^{61} + 0.4391Y_{t-1} + \varepsilon_t + 1.9953e_{t-1} - 0.9981e_{t-2}$$

Pengujian Diagnostik Model Intervensi

Model yang mengalami intervensi dikatakan memadai apabila model telah menghasilkan residual yang sesuai dengan asumsi independensi residual (white noise) dan normalitas. Pengujian dilakukan mengunakan Uji Ljung-Box dan Uji Jarque Bera Test.

Tabel 6. Hasil dari pengujian diagnostik Model Intervensi

Box-Ljung test
data: IHK_arima\$residuals
X-squared = 6.3123, df = 11, p-value = 0.9948

Jarque Bera Test
data: Box.test
X-squared = 0.30378, df = 2, p-value = 0.8591

Berdasarkan Tabel 7 dapat dilihat bahwa dalam pengujian independensi residual dan uji residual berdistribusi normal nilai p-value yang diperoleh lebih besar daripada nilai taraf signifikan α =0.05, hal ini berarti model intervensi tersebut telah cukup baik dan dapat digunakan untuk keperluan peramalan karena model intervensi telah memenuhi asumsi *white noise* dan pengujian normalitas

Peramalan IHK dengan menggunakan Model Intervensi

Langkah selanjutnya setelah hasil uji diagnostik sudah memadai dapat dilakukan peramalan. Dengan bantuan *software R* dilakukan peramalan pada data IHK di kota Palu pada tahun Januari 2015 sampai Desember 2022 dengan model intervensi dengan orde b=0, s=36, dan r=0, hasil peramalan bisa dilihat pada Tabel 8.

Tabel 7. Output Peramalan Nilai IHK di Kota Palu

Point	Forecast
97	116.2348
98	116.2663
99	116.2280
100	116.1783
101	116.1268
102	116.0751

Setelah melihat hasil peramalan pada data IHK di kota Palu periode Januari sampai Juni 2023 diketahui mengalami kenaikan pada bulan Januari dan Februari kemudian turun secara perlahan pada bulan Maret sampai Juni dengan artian bahwa barang dan jasa yang dikonsumsi oleh masyarakat masih berada dalam kondisi stabil. Selanjutnya dilakukan perbandingan antara hasil peramalan dengan data aktual yang ada situs resmi BPS Sulawesi Tengah.

Tabel 8. Perbandingan antara Hasil Prediksi dengan data observasi

Bulan	Hasil Prediksi	Data observasi	perbedaan
Januari 2023	116.23	116.39	0.16

Berdasarkan Tabel 8, dapat dilihat hasil peramalan IHK dikota Palu menggunakan metode ARIMA dalam model intervensi menghasilkan nilai selisih dari kedua data tersebut untuk bulan Januari tidak berbeda jauh hanya memiliki selisih 0.16 dimana ini menyatakan bahwa data mengalam inflasi atau kenaikan.

KESIMPULAN

Hasil peramalan IHK di kota Palu pada bulan Januari sampai Juni 2023 secara berturut-turut adalah 116.23, 116.27, 116.23, 116.18, 116.13 dan 116.08.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Bangun, R. H. B. 2016. Penerapan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Pada Peramalan Produksi Kedelai di Sumatera Utara. *Jurnal Agrica*, **9(2)**:90–100.
- [2]. Christie, G., Hatidja, D., & Tumilaar, R. 2022. Penerapan Metode SARIMA dalam Model Intervensi Fungsi Step untuk Memprediksi Jumlah Pegunjung Objek Wisata Londa. *Jurnal Ilmiah Sains*, **22**(2):96–103.
- [3]. Damayanti, S., & Yosmar, S. 2021. Model Intervensi Fungsi Step Untuk Peramalan Harga Saham Pt. Garuda Indonesia (Persero) Tbk Di Masa Pandemi Covid-19. *Jurnal Riset Dan Aplikasi Matematika (JRAM)*, **5(1)**:10–18.
- [4]. Ekayanti, R., Mara, M. N., & Sulistianingsih, E. 2014. Analisis Model Intervensi Fungsi Step untuk Peramalan Kenaikan Tarif Dasar Listrik (TDL) terhadap Besarnya Pemakaian Listrik. *Buletin Ilmiah Mat. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, **3(3)**:175–184.
- [5]. Elvani, S. P., Utary, A. R., & Yudaruddin, R. 2016. Peramalan Jumlah Produksi Tanaman Kelapa Sawit dengan Menggunakan Metode Arima. *Jurnal Manajemen*, **8(1)**:95–112.
- [6]. Lorensya, Ambarwati, L., & Mahatma, Y. 2022. Analisis Model Intervensi Multi Input Fungsi Pulse Dan Fungsi Step Dengan Deteksi Outlier Terhadap Harga Saham. *Jurnal EurekaMatika*, **10(2)**:71–86.
- [7]. Mokorimban, F. E., Nainggolan, N., & Langi, Y. A. R. 2021. Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam Model Intervensi Fungsi Step terhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado. *D'Cartesian Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, **10**(2):91–99.
- [8]. Pradana, M. S., Rahmalia, D., & Prahastini, E. D. A. 2020. Peramalan Nilai Tukar Petani Kabupaten Lamongan dengan Arima. *Jurnal Matematika*, **10**(2):91–126.
- [9]. Rahmatullah, B., Ahmad, I. S., & Rahayu, S. P. 2020. Pemodelan Harga Saham Sektor Konstruksi Bangunan, Properti dan Real Estate di JII 70 Tahun 2013-2018 Menggunakan Regresi Data Panel (FEM Cross-section SUR). *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, **8**(2):238–245.
- [10]. Sari, R. N., Mariani, S., & Hendikawati, P. 2016. Analisis Intervensi Fungsi Step pada Harga Saham (Studi Kasus Saham Pt Fast Food Indonesia Tbk. *Jurnal Matematika*, **5(2)**:181–189.
- [11]. Sari, Sugito, & Ispriyanti, D. 2015. Peramalan Indeks Harga Konsumen Menggunakan Model Intervensi Fungsi Step. *Jurnal Gaussian*, **4(4)**:795–804.
- [12]. Sorlury, F. N., Mongi, C. E., & Nainggolan, N. 2022. Penggunaan Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Untuk Meramalkan Nilai Tukar Petani (NTP) di Provinsi Sulawesi Utara. *D'Cartesian:Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, **11(1)**:59–66.
- [13]. Wuwung, V., Nainggolan, N., & Paendong, M. 2013. Prediksi Harga Beras Sultan dan Membramo di Kota Manado dengan Menggunakan Model ARIMA. *Jurnal MIPA*, 2(1):1–4.