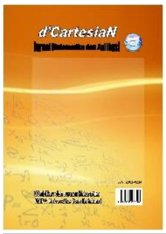


d'CartesiaN

Jurnal Matematika dan Aplikasi

p-ISSN:2302-4224 e-ISSN: 2685-1083

Journal homepage: https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian

Penerapan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam Model Intervensi Fungsi *Step* terhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado

Filsa Eugeni Mokorimban[1], Nelson Nainggolan[1], Yohanes A.R. Langi[1*]

[1]Jurusan Matematika–Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam–Universitas Sam Ratulangi Manado, Indonesia

[*]Corressponding author : yarlangi@gmai.com

ABSTRAK

Analisis intervensi adalah metode untuk mengolah data deret waktu yang dipengaruhi oleh peristiwa di luar kendali yang disebut intervensi. Secara umum, analisis intervensi dibedakan menjadi analisis intervensi fungsi *step* dan fungsi *pulse*. Pada data Indeks Harga Konsumen (IHK) di kota Manado tahun 2014 sampai 2020 ditemui adanya fluktuasi yang signifikan, yaitu pada bulan Januari 2020 (T=73). Model intervensi yang diduga adalah fungsi *step* karena pengaruh intervensi yang terjadi berlangsung dalam kurun waktu yang cukup lama, yaitu mulai Januari 2020 sampai Desember 2020 (T=73 sampai T=84). Model intervensi yang diperoleh dari hasil analisis data adalah ARIMA (0,1,1) dengan orde intervensi $b = 0$, $s = 12$, dan $r = 1$.

INFO ARTIKEL

Diterima :

Diterima setelah revisi :

Tersedia *online* :

Kata Kunci:

Indeks Harga Konsumen

Analisis Intervensi

ARIMA

ABSTRACT

Intervention analysis is a method for processing time series data that is affected by uncontrollably events which called intervention. In general, intervention analysis is divided into step function and pulse function. In the Consumer Price Index (CPI) data in the city of Manado from 2014 to 2020, there were significant fluctuations on January 2020 (T=73). The suspected intervention model is a step function because the effect of the intervention that occurred took place over a long period of time, from January 2020 to December 2020 (T=73 to T=84). The intervention model obtained from the data analysis is ARIMA(0,1,1) with the intervention order b=0, s=12, and r=1.

ARTICLE INFO

Accepted :

Accepted after revision :

Available online :

Keywords:

Consumer Price Index

Intervention Analysis

ARIMA

1. PENDAHULUAN

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan salah satu model yang digunakan untuk peramalan data deret waktu yang mengharuskan dipenuhinya asumsi stasioneritas pada data [1]. Kestasioneran data dapat dipengaruhi oleh peristiwa yang terjadi di luar kendali. Dalam praktiknya, peristiwa yang terjadi di luar kendali membuat data mengalami fluktuasi sehingga mempengaruhi kestasioneran data deret waktu.

Peristiwa yang terjadi di luar kendali dinamakan intervensi. Pada analisis data deret waktu, pemodelan data yang dilakukan tanpa memperhatikan dampak dari peristiwa intervensi akan menghasilkan nilai kesalahan (*error*) yang besar [2]. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah tersebut adalah analisis intervensi.

Analisis intervensi merupakan metode untuk mengolah data deret waktu yang dipengaruhi oleh suatu peristiwa yang disebut intervensi. Secara umum, analisis intervensi dibedakan menjadi analisis intervensi fungsi *step* yang digunakan pada intervensi yang terjadi dalam kurun waktu lama dan fungsi *pulse* yang digunakan pada intervensi yang bersifat sementara atau terjadi hanya dalam waktu sesaat [3].

Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan suatu indeks yang menghitung rata-rata perubahan harga dalam suatu periode dari suatu kumpulan barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat dalam kurun waktu tertentu. Data indeks harga konsumen merupakan salah satu jenis data ekonomi, dimana pola data tersebut seringkali ditemukan fluktuasi naik dan turun. Perhitungan IHK digunakan untuk mengetahui gambaran kenaikan maupun penurunan harga barang dan jasa. Besarnya IHK menjadi salah satu faktor yang berpengaruh terhadap laju inflasi ekonomi, sehingga berdampak terhadap perkembangan perekonomian di suatu kota.

Pada data indeks harga konsumen di kota Manado bulan Januari 2014 sampai dengan Desember 2020 terdapat fluktuasi ekstrim, yaitu pada bulan Januari 2020 nilai indeks harga konsumen menurun secara drastis. Efek dari penurunan indeks harga konsumen ini terjadi dalam kurun waktu yang cukup lama, sehingga analisis intervensi yang diduga adalah analisis intervensi fungsi *step*.

Penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya dengan menggunakan model ARIMA adalah tentang aplikasi model ARIMA untuk memprediksi harga saham PT. Telkom Tbk pada bulan Mei sampai bulan Juni tahun 2011 [4]. Penerapan model ARIMA untuk memprediksi harga saham dengan tujuan penelitian tersebut adalah untuk membuat model ARIMA dan memprediksi harga saham PT. BRI, Tbk bulan November 2014 [5]. Penelitian lain tentang penerapan model ARIMA untuk memprediksi harga beras Sultan dan Membramo di kota Manado [6].

Indeks Harga Konsumen

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah suatu indeks yang mengukur rata-rata perubahan harga dari barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga atau masyarakat dalam kurun waktu tertentu [7]. Dalam analisis perhitungannya terdapat beberapa jenis kelompok barang dan jasa untuk membentuk indeks harga, diantaranya adalah:

a. Kelompok bahan makanan;
b. Kelompok makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau;
c. Kelompok perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar;
d. Kelompok sandang;
e. Kelompok kesehatan;
f. Kelompok pendidikan, rekreasi dan olah raga;
g. Kelompok transportasi, komunikasi dan jasa keuangan.

Metode yang digunakan dalam perhitungan IHK adalah formula Laspeyres yang telah dimodifikasi, yaitu[12]:

$$IHK_n = \frac{\sum(P_{it}.Q_{it})}{\sum(P_{i0}.Q_{i0})} \times 100 \tag{1}$$

dimana,
IHK_n : indeks harga konsumen periode ke n
P_{it} : harga barang i pada periode t
Q_{it} : bobot barang i pada periode t
P_{i0} : harga barang i pada periode dasar 0
Q_{i0} : bobot barang i pada periode dasar 0

Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu merupakan penerapan analisis statistika untuk meramalkan kemungkinan keadaan di masa yang akan datang. Pola data deret waktu dibedakan menjadi empat jenis, yaitu pola horizontal, pola trend, pola musiman dan pola siklis [8].

Model stasioner berarti bahwa pola data mengikuti garis horizontal sepanjang sumbu waktu, dimana data tidak mengalami pertumbuhan atau penurunan [8].

Untuk data yang tidak stasioner dalam varians dapat distasionerkan dengan melakukan transformasi Box-Cox dengan rumus seperti pada persamaan (2).

$$T(Z_t) = \begin{cases} \dfrac{{Z_t}^{\lambda} - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ lnZ_t \quad , \lambda = 0 \end{cases} \tag{2}$$

dimana λ adalah parameter tranformasi. Jika nilai $\lambda =$ 1 berarti data telah stasioner dalam varians. Untuk data yang tidak stasioner dalam rata-rata dapat distasionerkan dengan melakukan pembedaan (*differencing*) dengan cara mengurangkan nilai data pada suatu periode dengan nilai data pada periode sebelumnya. Secara umum dapat ditulis seperti pada persamaan (3).

$$B^d X_t = X_{t-d} \tag{3}$$

ACF dan PACF

Autocorrelation Function (ACF) atau fungsi autokorelasi adalah fungsi yang menunjukkan keeratan hubungan antara pengamatan pada waktu ke-t (Z_t) dengan pengamatan pada waktu sebelumnya ($Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$). Misalkan $\bar{Z}$ adalah rataan (mean) sampel dimana $\bar{Z} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Z_t$, maka autokorelasi sampel pada lag 1 dari Z_t adalah sebagai berikut.

$$\hat{\rho}_1 = \frac{\sum_{t=1}^{n-1}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t+1} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \bar{Z})^2} \tag{4}$$

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \bar{Z})^2} \tag{5}$$

dimana k adalah lag waktu, $\hat{\rho}_k$ adalah nilai estimasi fungsi autokorelasi sampel pada lag-k, Z_t adalah nilai aktual pada waktu ke-t, $\bar{Z}$ adalah rata-rata pengamatan seluruh periode pada data dan Z_{t+k} adalah pengamatan pada waktu ke $(t + k)$ atau waktu sesudahnya [9].

Partial Autocorrelation Function (PACF) atau fungsi autokorelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke-t (Z_t) dan pengamatan pada waktu sesudahnya (Z_{t+k}) didefinisikan sebagai korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} setelah pengaruh variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$ telah dihilangkan. PACF dinotasikan dengan ϕ_{kk} Perhitungan nilai sampel PACF lag ke-k diawali dengan menghitung $\hat{\phi}_{1,1} = \hat{\rho}_k$, sedangkan rumus untuk menghitung $\hat{\phi}_{k,k}$ adalah sebagai berikut [9].

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k}\hat{\phi}_{k,j}\hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k}\hat{\phi}_{k,j}\hat{\rho}_j} \tag{6}$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{k,j} - \hat{\phi}_{k+1,k+1}\hat{\phi}_{k,k+1-j} \tag{7}$$

dengan $j = 1,2, \dots, k$

Model ARIMA

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan suatu model dalam analisis deret waktu yang diperkenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970. Model ARIMA merupakan model ARMA (*p,q*) nonstasioner. Setelah model ARMA mengalami proses pembedaan sebanyak d kali hingga stasioner, maka bentuk model akan menjadi ARIMA (*p,d,q*). Kelebihan dari model ini adalah sangat baik ketepatan akurasinya jika digunakan untuk peramalan jangka pendek, namun kurang akurat untuk peramalan jangka panjang [8]. Bentuk umum dari model persamaan ARIMA (*p,d,q*) adalah sebagai berikut [9].

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \tag{8}$$

dengan operator AR

$$\phi_p(B) = \left(1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p\right) \tag{9}$$

dan operator MA

$$\theta_q(B) = \left(1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q\right) \tag{10}$$

dimana,
Z_t : data observasi pada waktu ke-t
θ_0 : nilai konstanta
ϕ_p : koefisien parameter model AR orde ke-p
θ_q : koefisien parameter model MA orde ke-q
a_t : nilai residual pada waktu ke-t
$(1 - B)^d$: pembedaan (*differencing*) pada periode d
d : banyaknya *differencing* yang dilakukan

Identifikasi Model

Data yang telah stasioner kemudian dibuat dalam bentuk grafik ACF dan PACF. Identifikasi dengan grafik ACF dan PACF dapat dilihat pada Tabel 1 [10].

Tabel 1. Struktur ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR (p)	*Dies down* (turun cepat secara eksponensial / sinusoidal)	*Cuts off after lag p* (terputus setelah lag ke-p)
MA (q)	*Cuts off after lag q* (terputus setelah lag ke-q)	*Dies down* (turun cepat secara eksponensial / sinusoidal)
ARMA (p,q)	*Dies down after lag (q-p)* (turun cepat setelah lag (q-p)	*Dies down after lag (p-q)* (turun cepat setelah lag (p-q)

Estimasi Parameter

Estimasi atau penaksiran parameter dilakukan setelah menetapkan model sementara dari tahap sebelumnya yang diperoleh melalui identifikasi pada plot ACF dan PACF. Metode yang biasa digunakan untuk estimasi parameter adalah metode *Conditional Least Square* (CLS). Metode ini dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan (selisih nilai aktual dan ramalan). Misalkan untuk model AR(1) maka *least square estimation* sebagai berikut [11].

$$S(\phi_1,\mu)=\sum_{t=1}^{n}{a_t}^2=\sum_{t=1}^{n}[(Z_t-\mu)-\phi_1(Z_{t-1}-\mu)]^2 \quad (11)$$

Berdasarkan prinsip dari metode CLS, estimasi untuk ϕ dan μ dicari dengan meminimumkan $S(\phi,\mu)$. Hal ini dilakukan dengan cara menurunkan $S(\phi,\mu)$ terhadap μ dan ϕ kemudian disamakan dengan nol.

$$\frac{\partial S}{\partial \mu}=\sum_{t=1}^{n}2[(Z_t-\mu)-\phi_1(Z_{t-1}-\mu)](-1+\phi_1)=0 \quad (12)$$

Sehingga diperoleh taksiran parameter μ untuk AR(1):

$$\hat{\mu}=\frac{1}{(n-1)(1-\phi_1)}\left[\sum_{t=1}^{n}Z_t-\phi_1\sum_{t=1}^{n}Z_{t-1}\right] \quad (13)$$

Sedangkan untuk n yang sangat besar, dapat ditulis:

$$\sum_{t=1}^{n}\frac{Z_t}{n-1}\approx\sum_{t=1}^{n}\frac{Z_{t-1}}{n-1}\approx\bar{Z} \quad (14)$$

maka persamaan (13) dapat disederhanakan menjadi:

$$\hat{\mu}\approx\frac{1}{(1-\phi_1)}(\bar{Z}-\phi_1\bar{Z})=\bar{Z} \quad (15)$$

Dengan cara yang sama, operasi turunan $S(\phi,\mu)$ terhadap ϕ sebagai berikut.

$$\frac{\partial S}{\partial \phi}=\sum_{t=1}^{n}2[(Z_t-\bar{Z})-\phi_1(Z_{t-1}-\bar{Z})](Z_{t-1}+\bar{Z})=0 \quad (16)$$

Maka, taksiran parameter ϕ untuk model AR(1) adalah:

$$\hat{\phi}=\frac{\sum_{t=1}^{n}(Z_t-\bar{Z})(Z_{t-1}-\bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_{t-1}-\bar{Z})^2} \quad (17)$$

Uji Signifikansi Parameter Model

Uji signifikansi parameter model digunakan untuk mengetahui apakah parameter yang diperoleh dapat dimasukkan dalam model, dimana model menunjukkan bahwa pendugaan parameternya signifikan berbeda dengan nol. Uji signifikansi parameter dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

Tabel 2. Hipotesis Parameter Model AR dan MA

	Parameter AR	Parameter MA
Hipotesis	H_0: $\hat{\phi}=0$ (tidak signifikan)	H_0 : $\hat{\theta}=0$ (tidak signifikan)
	H_1: $\hat{\phi}\neq 0$ (signifikan)	H_1 : $\hat{\theta}\neq 0$ (signifikan)
Statistik Uji	$t=\frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})}$	$t=\frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$

Keterangan:

$\hat{\phi}$: nilai taksiran dari parameter ϕ
$\hat{\theta}$: nilai taksiran dari parameter θ
$SE(\hat{\phi})$: standar *error* dari nilai taksiran $\hat{\phi}$
$SE(\hat{\theta})$: standar *error* dari nilai taksiran $\hat{\theta}$

Jika ditetapkan taraf signifikan $\propto = 5\%$, maka kriteria keputusan yang digunakan adalah tolak H_0 jika $|t|>t_{\propto/2,n-p}$ atau $p-value<\propto$. Dimana n adalah banyaknya pengamatan dan p adalah banyaknya parameter dalam model [9].

Diagnosis Model

Diagnosis model meliputi uji asumsi independensi residual (*white noise*) dan uji asumsi residual berdistribusi normal. Asumsi *white noise* merupakan asumsi bahwa autokorelasi pada residual telah dihilangkan, yang berarti residual saling independen. Uji asumsi *white noise* dilakukan dengan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut [9].

H_0 : $\rho_1=\rho_2=\cdots=\rho_K=0$ (residual telah memenuhi asumsi *white noise*)
H_1 : minimal ada satu $\rho_k\neq 0$, dengan $k=1,2,\dots,K$ (residual belum memenuhi asumsi *white noise*)

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$Q=n(n+2)\sum_{k=1}^{K}(n-k)^{-1}{\hat{\rho}_k}^2 \quad (18)$$

dimana n adalah banyaknya data pengamatan, $\hat{\rho}_k$ adalah nilai estimasi fungsi autokorelasi lag ke-k dan K adalah jumlah lag maksimum. Jika ditetapkan taraf signifikan $\propto$, dengan kriteria keputusan adalah tolak H_0 jika $Q<\chi^2_{(\propto,K-p-q)}$ atau $p-value>\propto$. Dimana p merupakan orde dari mode AR, sedangkan q merupakan orde dari model MA.

Selanjutnya, diagnosis model dengan uji asumsi residual berdistribusi normal dengan uji Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis sebagai berikut (Daniel, 1989).

H_0: $F(x)=F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)
H_1: $F(x)\neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$D=KS=maksimum\ |F(X)-F_0(X)| \quad (19)$$

dimana,

$F(X)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel
$F_0(X)$ = fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal

Dengan taraf signifikansi $\propto = 0.05$, kriteria keputusan yang digunakan adalah tolak H_0 jika $D>D_{(1-\propto,n)}$ atau $p-value<\alpha$. Dimana n adalah jumlah data pengamatan.

Kriteria Pemilihan Model

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan beberapa kriteria, antara lain *Akaike's Information*

Criterion (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC). Pemilihan model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC dan BIC yang terkecil. Persamaan (20) dan persamaan (21) merupakan rumus untuk mencari nilai AIC dan BIC.

$$AIC = n \ln\hat{\sigma}_a^2 + 2m \quad (20)$$

$$BIC = n \ln\hat{\sigma}_a^2 + m\ln(n) \quad (21)$$

Dimana, $\hat{\sigma}_a^2$ adalah estimasi *maximum likelihood* dari σ_a^2, m menyatakan banyaknya parameter dalam model atau $m = p + q$ untuk sebuah model ARIMA(*p,d,q*) dan n adalah banyaknya pengamatan [9].

Analisis Intervensi

Model intervensi merupakan suatu model analisis yang digunakan ketika kejadian eksternal di luar perkiraan (waktu intervensi tidak diketahui) maupun kejadian eksternal yang diperkirakan (waktu intervensi diketahui) mempengaruhi variabel penelitian. Tujuan utama dari analisis intervensi adalah untuk mengukur besar dan lamanya pengaruh peristiwa intervensi terhadap suatu data deret waktu [9].

Secara umum ada dua macam model intervensi, yaitu model fungsi *step* dan fungsi *pulse*. Fungsi *step* adalah suatu bentuk intervensi yang terjadi dalam kurun waktu yang panjang, sedangkan fungsi *pulse* adalah suatu bentuk intervensi yang terjadi hanya dalam suatu waktu tertentu. Model umum dari model intervensi dapat ditulis seperti pada persamaan (22).

$$Z_t = f(I_t) + X_t \quad (22)$$

dengan $f(I_t)$ merupakan respon dari variabel intervensi I_t. Respon dari suatu intervensi secara umum ditulis:

$$f(I_t) = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t \quad (23)$$

Dimana:

$$\omega_s(B) \quad = \omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \cdots - \omega_s B^s \quad (24)$$

$$\delta_r(B) \quad = 1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \cdots - \delta_r B^r \quad (25)$$

Konstanta *b, s, r* menyatakan efek dari suatu intervensi. Orde *b* merupakan waktu mulai dampak dari intervensi. Orde *s* merupakan waktu *delay* agar data kembali stabil, dihitung dari waktu terjadinya intervensi. Orde *r* merupakan *r time lag* (setelah *b* dan *s*) saat data membentuk pola yang jelas. Orde (*b,s,r*) merupakan orde pada model intervensi yang dapat diketahui dari grafik residual model ARIMA pada data pre-intervensi. Secara matematis, fungsi *step* dapat dimodelkan:

$$I_t = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0. t < T \\ 1, t \geq T \end{cases}, t \text{ adalah waktu intervensi} \quad (26)$$

Berdasarkan model intervensi pada persamaan (23) dan fungsi *step* pada persamaan (26) maka model intervensi fungsi *step* dapat ditulis:

$$Z_t = f(I_t) + X_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t + X_t \quad (27)$$

2. METODE PENELITIAN

Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan mulai bulan November 2020 sampai April 2021 dari penyusunan proposal, pengambilan data serta pengolahan data. Proses penelitian dan pengolahan data dilakukan di rumah (*work from home*) karena masa pandemi Covid-19.

Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan adalah variabel tunggal, yaitu data bulanan indeks harga konsumen di kota Manado bulan Januari 2014 – Desember 2020.

Tahapan Penelitian

1. Mengelompokkan data menjadi dua bagian, yaitu data sebelum terjadinya intervensi dan data sesudah terjadinya intervensi sampai data terakhir.
2. Membuat plot *time series* dari data sebelum terjadinya intervensi.
3. Membentuk pemodelan ARIMA Box-Jenkins untuk data sebelum intervensi yang dimulai dengan uji stasioneritas untuk data awal berdasarkan plot *time series* yang telah dibuat sebelumnya.
4. Melakukan proses pembedaan (*differencing*) jika stasioneritas belum terpenuhi dalam rata-rata dan melakukan transformasi jika stasioneritas belum terpenuhi dalam variansi.
5. Membuat grafik ACF dan PACF untuk data yang sudah stasioner.
6. Mengidentifikasi model AR, MA, dan ARMA menggunakan pola grafik ACF dan PACF untuk kemudian dibuat sebagai model ARIMA sementara.
7. Kemudian, setelah diperoleh model ARIMA sementara, maka dilakukan estimasi parameter dan pemeriksaan diagnostik untuk memperoleh model terbaik.
8. Melakukan identifikasi respons intervensi dengan mengamati plot dari semua data untuk mengetahui pola respons setelah terjadinya intervensi. Identifikasi respons intervensi dapat dilakukan dengan identifikasi orde *b, s,* dan *r* dari grafik residual ARIMA pada data sebelum intervensi.
9. Melakukan estimasi parameter model intervensi.
10. Melakukan pemeriksaan diagnosis kelayakan model dengan menguji independensi residual dan kenormalan residual. Jika model memenuhi kedua uji, yaitu residual *independent* dan residual berdistribusi normal, maka model intervensi layak untuk digunakan.
11. Setelah dilakukan pemeriksaan diagnosis dan disimpulkan bahwa model layak untuk digunakan, maka peramalan dengan model intervensi dapat dilakukan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

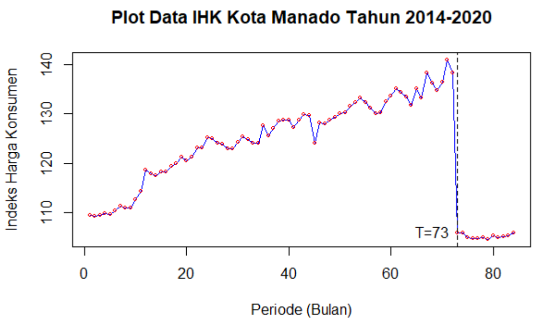
Analisis Deskriptif Data Indeks Harga Konsumen

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder, dimana data ini merupakan data bulanan dari Indeks Harga Konsumen (IHK) di Kota Manado periode tahun 2014 – 2020. Data IHK pada Tabel 3 diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Utara.

Tabel 3. IHK Kota Manado Tahun 2014 – 2020

Bulan	Indeks Harga Konsumen Kota Manado						
	2014	**2015**	**2016**	**2017**	**2018**	**2019**	**2020**
Januari	109.3	117.77	124.98	127.02	129.34	135.09	105.85
Februari	109.1	117.54	123.96	128.49	130.06	134.36	105.81
Maret	109.4	118.13	123.92	128.79	130.23	133.43	104.86
April	109.7	118.2	122.84	128.77	131.65	131.74	104.64
Mei	109.6	119.32	123.01	127.31	132.37	135.16	104.63
Juni	110.3	119.91	124.31	128.77	133.23	133.23	104.83
Juli	111.2	121.15	125.35	129.88	132.32	138.32	104.52
Agustus	110.9	120.51	124.87	129.61	131.16	136.25	105.26
September	110.9	121.26	124.02	124.02	130.12	134.84	104.88
Oktober	112.5	123.07	124.03	128.18	130.22	136.49	104.99
November	114.2	123.06	127.58	128.06	132.61	140.99	105.27
Desember	118.6	125.2	125.64	128.71	133.64	138.34	105.76
Rata-rata Nilai IHK 2014 – 2020						122.37	
Variansi Nilai IHK 2014 – 2020						107.74	

Berdasarkan Tabel 3, dapat diketahui bahwa jumlah data IHK yang digunakan adalah sebanyak 84 data dalam kurun waktu tujuh tahun. Nilai minimum data IHK pada periode tersebut terjadi pada bulan Juli 2020 (104.52), sedangkan nilai maksimumnya terjadi pada bulan November 2019 (140.99).

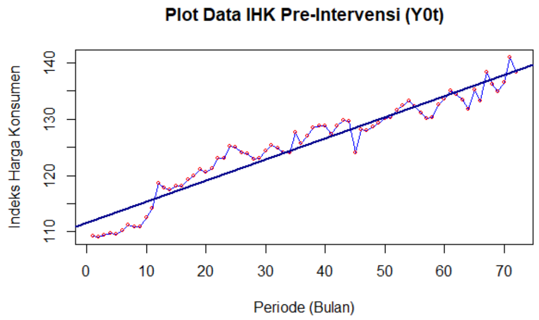


Gambar 1. Plot IHK kota Manado 2014-2020

Berdasarkan plot data pada Gambar 1 dapat dilihat pengaruh dari kejadian intervensi yang mengakibatkan terjadinya fluktuasi ekstrim pada data IHK. Intervensi yang mungkin mempengaruhi fluktuasi nilai IHK seperti perubahan keadaan ekonomi nasional, kebijakan pemerintah dan peristiwa tidak terduga lainnya. Dalam hal ini, salah satu faktor yang menyebabkan terjadinya penurunan IHK kota Manado adalah deflasi pada sektor transportasi karena adanya kebijakan pemerintah terkait penurunan harga bahan bakar minyak. Intervensi terjadi saat $T = 73$ atau pada periode Januari 2020, dengan demikian data sebelum intervensi (data I) adalah data dari periode Januari 2014 sampai dengan Desember 2019 ($T = 1$ *sampai* $T = 72$).

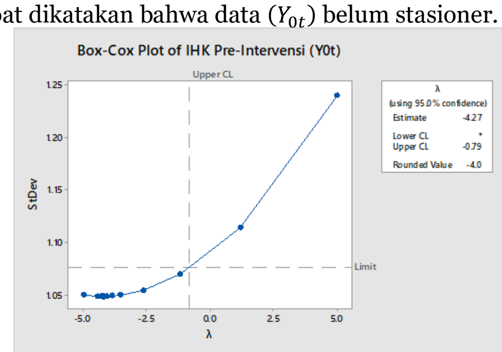
Identifikasi Kestasioneran Data Pre-Intervensi

Data pre-intervensi (Y_{0t}) adalah data IHK tahun 2014 sampai tahun 2019 yang berukuran $n = 72$, dimana dari data ini akan dibentuk model ARIMA. Langkah awal yang perlu dilakukan sebelum membentuk model ARIMA adalah membuat plot data untuk melihat jenis data yang ada.



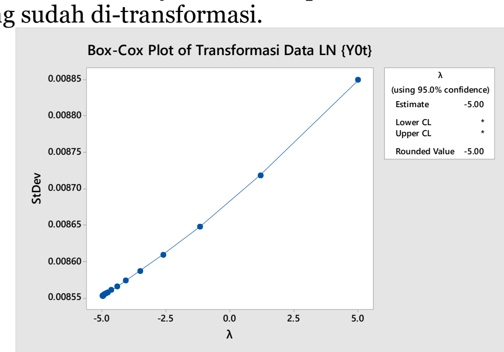
Gambar 2. Plot Data IHK Pre-Intervensi

Pada Gambar 2 menunjukkan bahwa data IHK pre-intervensi berubah mengikuti perubahan waktu. Pola data seperti ini mengindikasikan bahwa data pre-intervensi (Y_{0t}) mengikuti suatu pola trend naik, maka dapat dikatakan bahwa data (Y_{0t}) belum stasioner.



Gambar 3. Plot Box-Cox data pre-intervensi

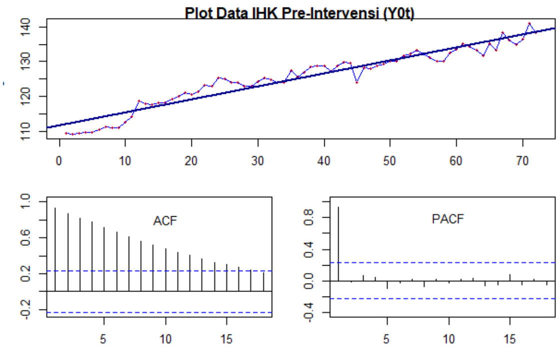
Pada Gambar 3 menunjukkan data IHK bersifat tidak stasioner dalam varians karena memiliki nilai $\lambda = -4.0$ sehingga perlu dilakukan transformasi data. Gambar 4 menunjukkan hasil plot Box-Cox dari data yang sudah di-transformasi.



Gambar 4. Plot Box-Cox data setelah transformasi

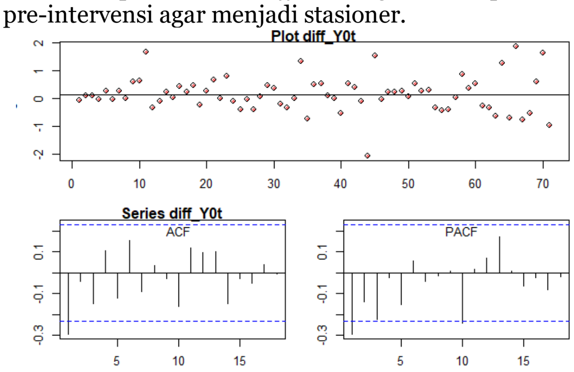
Pada Gambar 4 dapat dilihat hasil transformasi data memiliki nilai *Rounded Value* (λ) sebesar -5.0 yang berarti tidak sama dengan 1, sehingga dapat dikatakan bahwa transformasi yang telah dilakukan menghasilkan data yang masih belum stasioner terhadap varians. Jika dilakukan transformasi lagi, maka banyak informasi akan hilang dan akan mengakibatkan kesulitan dalam menginterpretasikan hasil data yang akan diolah. Sehingga dalam penelitian ini tidak dilakukan transformasi data [13].

Stasioneritas data terhadap *mean* dapat diidentifikasi secara visual dengan plot ACF dan PACF dari data pre-intervensi (Y_{0t}) pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot Y_{0t}, ACF dan PACF

Hasil plot dalam Gambar 5 menunjukkan bahwa (Y_{0t}) mengikuti suatu trend naik, nilai ACF menurun secara perlahan dan kebanyakan *lag* pada plot ACF terlihat keluar dari batas signifikansi. Sedangkan pada plot PACF menunjukkan nilai PACF pada lag 1 mendekati 1 dan nilai PACF menjadi semakin kecil pada lag selanjutnya. Hal tersebut mengindikasikan bahwa data belum stasioner terhadap *mean*, sehingga perlu dilakukan pembedaan (*differencing*) orde 1 pada data pre-intervensi agar menjadi stasioner.



Gambar 6. Plot Y_{0t} setelah *differencing*

Plot analisis trend untuk data setelah *differencing* pada Gambar 6 menunjukkan perubahan nilai telah sejajar dengan sumbu horizontal. Sedangkan plot data (Y_{0t}) untuk nilai ACF dan PACF menunjukkan bahwa data sudah stasioner setelah dilakukan pembedaan (*differencing*) satu kali.

Identifikasi Model

Langkah selanjutnya adalah melakukan identifikasi model sementara untuk mengetahui nilai ordo dari pendugaan model ARIMA yang signifikan. Identifikasi model sementara dapat dilakukan dengan bantuan plot ACF dan PACF dari data (Y_{0t}) yang sudah stasioner yang dapat diamati pada Gambar 6.

Dari plot ACF dan PACF yang ditunjukkan pada Gambar 6, dapat dilihat bahwa nilai koefisien autokorelasi dan koefisien autokorelasi parsial yang tidak berada dalam batas signifikansi adalah pada *lag* 1. Sehingga, model sementara yang diperoleh adalah ARIMA(0,1,0), ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,1).

Estimasi Parameter ARIMA

Setelah tahap identifikasi model, tahap selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap parameter model. Tahap estimasi dilakukan untuk menduga parameter dari model-model sementara agar dapat mengetahui model terbaik yang akan digunakan dalam peramalan.

Tabel 4. Koefisien hasil estimasi parameter model

Model	Koefisien Hasil Estimasi				
	ϕ_1	θ_1	*drift*	AIC	BIC
ARIMA(0,1,0)				143.05	145.32
with dirft			0.1537218	141.01	145.53
ARIMA(1,1,0)	-0.2199			141.59	146.12
with drift	-0.3037		0.1581868	136.37	143.16
ARIMA(0,1,1)		-0.2243		141.51	146.04
with drift		-0.4391	0.1582202	133.66	140.45
ARIMA(1,1,1)	-0.0327	-0.1935		143.51	150.29
with drift	0.3158	-0.7032	0.1566550	134.07	143.12

Untuk pemilihan model terbaik akan dilakukan dengan memilih nilai AIC dan BIC terendah dari semua model yang ada. Berdasarkan Tabel 4, nilai AIC dan BIC terendah adalah pada model ARIMA(0,1,1) *with drift* yang membentuk persamaan sebagai berikut.

$$Y_t = 0.1582202 + Y_{t-1} + e_t - (-0.4391)e_{t-1}$$

Model ARIMA(0,1,1) *with drift* berarti model ARIMA yang memiliki orde *p*=0, *d*=1, dan *q*=1 serta dipengaruhi *drift* atau pergeseran sebesar 0.1582202.

Uji Signifikansi Parameter

Dalam menentukan model yang layak digunakan dapat dilakukan pemeriksaan pada nilai *p-value* untuk setiap parameter model. Hipotesis nol (H_0) dari uji parameter adalah parameter tidak signifikan. Hipotesis alternatif (H_1) dari uji parameter adalah parameter cukup signifikan.

Nilai *p-value* untuk setiap parameter model yang diestimasi dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai *P-Value*

Model	Nilai *P-Value*	
	ar1	ma1
ARIMA(0,1,0)	-	-
with drift	-	-
ARIMA(1,1,0)	0.05960044	-
with drift	0.008228143	-
ARIMA(0,1,1)	-	0.04817402
with drift	-	0.0007888844
ARIMA(1,1,1)	0.9517538	0.7135103
with drift	0.1501069	0.00001678548

Model terbaik yang diperoleh dalam tahap estimasi parameter, yaitu model ARIMA(0,1,1) *with drift* diperoleh nilai *p-value* pada parameter MA(1) adalah 0.00079 dengan nilai estimasi parameter MA(1) yaitu -0.4391. Dengan menggunakan taraf signifikansi $(\propto) = 0.05$, maka dapat disimpulkan bahwa H_0 ditolak karena $p - value < \propto$. Sehingga, dari keputusan tersebut dapat disimpulkan bahwa parameter MA(1) cukup signifikan.

Uji Diagnostik

Suatu model ARIMA dapat dikatakan telah memadai 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 dan uji normalitas residual dengan statistik uji Kolmogorov-Smirnov.

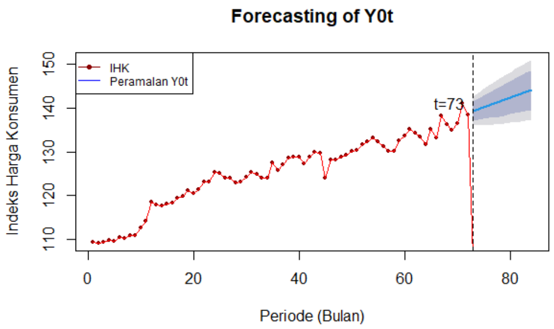
Tabel 6. *Output* uji diagnostik model ARIMA

Box-Ljung test data: Yot_arima$residuals X-squared = 14.002, df = 13, p-value = 0.3737
One-sample Kolmogorov-Smirnov test data: Yot_arima$residuals D = 0.087738, p-value = 0.6051 alternative hypothesis: two-sided

Hasil perhitungan untuk uji Ljung-Box dan uji Kolmogorov-Smirnov dapat dilihat pada Tabel 6 yang menunjukkan bahwa untuk uji independensi residual dan uji normalitas residual diperoleh nilai *p-value* melebihi nilai taraf signifikansi (∝) sebesar 0.05, yang berarti bahwa nilai residual untuk model ARIMA(0,1,1) *with drift* memenuhi asumsi *white noise* dan normalitas. Dengan demikian, model ARIMA(0,1,1) *with drift* dikatakan memadai dan dapat digunakan untuk peramalan.

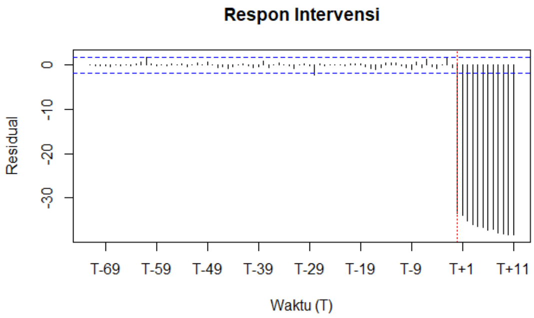
Identifikasi Orde Intervensi

Identifikasi orde intervensi dilakukan dengan mengamati selisih antara hasil peramalan dari data pre-intervensi (Y_{0t}) dan nilai amatan Y_t untuk $t \geq T$. Pada Gambar 7 menunjukkan perbandingan ilustratif antara Y_t dan hasil peramalan Y_{0t}.



Gambar 7. Plot perbandingan Y_t dengan hasil peramalan Y_{0t}

Untuk mengidentifikasi orde *b, s,* dan *r*, perlu diamati pola dari residual respons intervensi. Pengamatan dilakukan pada Gambar 8 yang menunjukkan bahwa intervensi terjadi pada $T = 73$, dimana pada waktu tersebut terjadi penurunan yang signifikan terhadap indeks harga konsumen dalam jangka waktu yang cukup lama. Hal ini mengindikasikan bahwa pola respons yang terjadi adalah fungsi *step* yang ditandai dengan perubahan *abrupt* (secara mendadak) dan bersifat *permanent* (tetap ada) setelah terjadinya intervensi.



Gambar 8. Plot Residual Respon Intervensi

Dari residual respons intervensi yang ditunjukkan pada Gambar 8, dapat diamati untuk menentukan orde intervensi. Orde b merupakan waktu tunda yang ditentukan dengan melihat waktu dari dampak intervensi mulai terjadi. Plot pada Gambar 8 menunjukkan perubahan yang terjadi secara mendadak pada $T = 73$ (Januari 2020), yang artinya intervensi mulai terjadi pada saat itu juga sehingga waktu tunda adalah nol ($b = 0$). Orde s dapat diperoleh dengan mengamati grafik residual, yaitu waktu *delay* agar data kembali stabil dihitung dari waktu terjadinya intervensi. Orde s menunjukkan lamanya suatu intervensi berpengaruh pada data setelah b periode. Plot residual respons yang keluar dari garis signifikansi menunjukkan lamanya pengaruh dari intervensi yang terjadi, sehingga diperoleh nilai $s = 12$. Orde r merupakan r *time lag* berikutnya (setelah b dan s) saat data sudah membentuk pola yang jelas. Berdasarkan identifikasi tersebut, diperoleh model intervensi fungsi *step* dengan orde $b = 0,\ s = 12$ dan $r = 1$.

Estimasi Parameter Intervensi

Tabel 7. Estimasi parameter intervensi

	Estimate	Std. Error	z value	Approx Pr> |z|
ma1	-0.22738	0.105443	-2.1564	0.03105*
T73-AR1	0.999846	0.011305	88.4466	<2e-16***
T73-MA0	-12.30995	0.581102	-21.1838	<2e-16***
Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01				

Berdasarkan *output* pada tabel 7, diperoleh nilai $\omega_0 = -12.309$ dan $\delta_0 = 0.999$ dengan semua *p-value* < 0.05 sehingga parameter signifikan dan dapat digunakan dalam model intervensi. Dengan demikian, diperoleh model intervensi sebagai berikut.

$$Y_t = \frac{-12.309}{1-0.999B} S_t^{73} + 0.1582202 + Y_{t-1} + e_t - (-0.4391)e_{t-1}$$

Uji Diagnostik Model Intervensi

Suatu model intervensi layak digunakan jika model tersebut menghasilkan residual yang memenuhi asumsi *white* noise (independensi residual) dan normalitas residual. Uji yang digunakan untuk menguji asumsi tersebut adalah uji Ljung-Box dan uji Kolmogorov-Smirnov.

Tabel 8. *Output* uji diagnostik model intervensi

Box-Ljung test data: IHK_arima$residuals X-squared = 19.723, df = 16, p-value = 0.2329
One-sample Kolmogorov-Smirnov test data: IHK_arima$residuals D = 0.089847, p-value = 0.4791 alternative hypothesis: two-sided

Hasil perhitungan untuk uji Ljung-Box dan uji Kolmogorov-Smirnov dapat dilihat pada Tabel 8 yang menunjukkan bahwa untuk uji independensi residual dan uji normalitas residual diperoleh nilai *p-value* melebihi nilai taraf signifikansi (∝) sebesar 0.05, sehingga hipotesis nol tidak dapat ditolak. Hal ini berarti bahwa nilai residual untuk model intervensi sudah memenuhi asumsi *white noise* dan normalitas. Dengan demikian, model intervensi dikatakan memadai dan dapat digunakan untuk peramalan.

Peramalan IHK dengan Model Intervensi

Model intervensi yang sudah memadai berdasarkan hasil uji diagnostik model selanjutnya dapat digunakan untuk peramalan. Peramalan dilakukan pada model Y_t, dimana Y_t adalah data indeks harga konsumen untuk periode tahun 2014 sampai 2020. Perhitungan peramalan dilakukan dengan bantuan *software R* dengan hasil peramalan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 9.

```
   Point Forecast    Lo 80    Hi 80    Lo 95    Hi 95
85       106.1088 104.2240 108.0005 103.2291 109.0046
86       106.4642 104.2550 108.6827 103.0894 109.8609
87       106.8198 104.3277 109.3238 103.0133 110.6541
88       107.1756 104.4291 109.9366 102.9810 111.4039
89       107.5317 104.5519 110.5284 102.9814 112.1215
90       107.8880 104.6915 111.1039 103.0073 112.8140
91       108.2446 104.8448 111.6663 103.0540 113.4863
92       108.6014 105.0093 112.2178 103.1178 114.1419
93       108.9584 105.1835 112.7601 103.1962 114.7832
94       109.3157 105.3661 113.2946 103.2873 115.4125
95       109.6732 105.5559 113.8222 103.3893 116.0312
96       110.0310 105.7521 114.3439 103.5012 116.6405
```

Gambar 9. *Output* Peramalan Nilai IHK

Pada Gambar 9 menunjukkan hasil peramalan nilai IHK sepanjang tahun 2021. Melalui peramalan yang diperoleh, dapat dibuat tabel perbandingan untuk melihat bagaimana selisih atau beda antara hasil peramalan dengan data sebenarnya. Dalam hal ini, diperoleh dari situs BPS tentang data aktual yang baru diperbarui pada tanggal 2 Juli 2021 untuk periode bulan Januari – Juni 2021.

Tabel 9. Perbandingan hasil peramalan dengan nilai aktual

Bulan	Hasil Peramalan	Data Aktual	Selisih
Jan 2021	106.11	105.95	0.16
Feb 2021	106.46	106.06	0.40
Mar 2021	106.82	106.15	0.67
Apr 2021	107.17	106.29	0.88
Mei 2021	107.53	106.63	0.90
Jun 2021	107.88	106.46	1.42

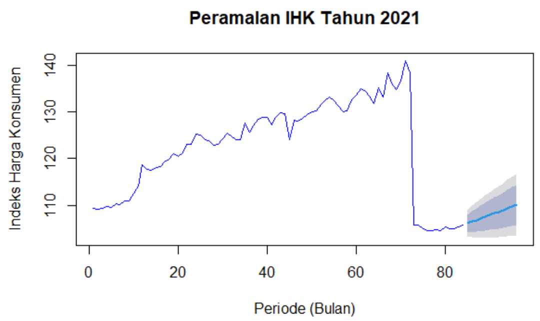
Sumber: BPS Sulut

Berdasarkan perbandingan pada Tabel 9, dapat diketahui bahwa hasil peramalan terhadap data IHK menggunakan metode ARIMA dengan model intervensi menghasilkan nilai peramalan yang cukup akurat karena selisih atau beda antara hasil peramalan yang diperoleh tidak berbeda jauh dengan data aktual, di mana selisihnya berkisar 0 sampai 1.5 poin. Dengan demikian, peramalan indeks harga konsumen di kota Manado untuk periode bulan Juli 2021 sampai dengan Desember 2021 ditampilkan pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil peramalan

Bulan	Hasil Peramalan
Juli 2021	108.24
Agustus 2021	109.60
September 2021	108.95
Oktober 2021	109.31
November 2021	109.67
Desember 2021	110.03

Hasil peramalan menunjukkan bahwa nilai IHK dari bulan Juli 2021 sampai Desember 2021 akan mengalami kenaikan secara perlahan setiap bulannya. Kenaikan nilai IHK yang tidak terlalu besar di setiap bulannya dapat diartikan bahwa harga barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat masih dalam kondisi stabil. Secara ilustratif, hasil peramalan dibuat dalam bentuk plot seperti pada Gambar 10.



Gambar 10. Plot Hasil Peramalan IHK

4. PENUTUP

Kesimpulan

1. Model intervensi fungsi *step* yang terbentuk pada data indeks harga konsumen di kota Manado adalah sebagai berikut:
   a) Model ARIMA terbaik untuk data sebelum intervensi (pre-intervensi) adalah ARIMA (0,1,1) *with drift* dengan persamaan:
   $$Y_t = 0.1582202 + Y_{t-1} + e_t - (-0.4391)e_{t-1}$$
   b) Model intervensi terbaik yang diperoleh adalah model intervensi dengan orde $b = 0$, $s = 12$ dan $r = 1$ dengan persamaan:
   $$Y_t = \frac{-12.309}{1 - 0.999B} S_t{}^{73} + 0.1582202 + Y_{t-1} + e_t - (-0.4391)e_{t-1}$$
2. Hasil peramalan menunjukkan bahwa indeks harga konsumen di kota Manado untuk bulan Juli 2021 sampai dengan Desember 2021 akan mengalami kenaikan yang kecil setiap bulannya dan diperkirakan akan mengalami penurunan yang kecil pada bulan September. Hasil prediksi indeks harga konsumen di kota Manado untuk 6 periode ke depan dengan model intervensi fungsi *step* berturut-turut mulai bulan Juli – Desember 2021 adalah: 108.24, 109.60, 108.95, 109.31, 109.67, dan 110.03.

Saran

Metode yang menjadi pokok bahasan dalam penelitian ini berbasis pada analisis intervensi fungsi *step* dan waktu terjadinya intervensi sudah diketahui. Disarankan untuk penelitian selanjutnya dapat dibahas tentang model intervensi multi input, yaitu model gabungan antara model intervensi fungsi *step* dan fungsi *pulse* dalam aplikasinya di berbagai bidang dengan penerapan pada data yang sesuai.

REFERENSI

[1] Suhartono dan Nuvitasari. 2007. Evaluasi Dampak Krisis Moneter, Bom Bali I dan II terhadap Jumlah Kunjungan Wisatawan ke Bali dengan Model Intervensi Multi Input: *Jurnal Ilmiah MatStat*

[2] Wanto, Kurnia. 2016. Analisis Intervensi Data Deret Waktu Untuk Peramalan Pendapatan Domestik Bruto Indonesia [skripsi]. FMIPA UNJ, Jakarta.

[3] Ruliana, D. S., Sugito., Ispriyanti, D. 2015. Peramalan Indeks Harga Konsumen Menggunakan Model Intervensi Fungsi Step. *Jurnal Gaussian*. **4(4):** 795-804.

[4] Hatidja, D. 2011. Penerapan Model ARIMA untuk Memprediksi Harga Saham PT. Telkom Tbk. *Jurnal Ilmiah Sains*. **11(1):** 117 – 123.

[5] Lilipaly, G., Hatidja, D., Kekenusa, J. 2014. Prediksi Harga Saham PT. BRI, Tbk. Menggunakan Metode ARIMA. *Jurnal Ilmiah Sains*. **14(2):** 60 – 67

[6] Wuwung, V., Nainggolan, N., Paendong, M. 2013. Prediksi Harga Beras Sultan dan Membramo di Kota Manado dengan Menggunakan Model ARIMA. *Jurnal MIPA UNSRAT Online*. **2(1):** 1 – 4

[7] Pimpi, La. 2013. Penerapan Metode ARIMA dalam Meramalkan Indeks Harga Konsumen (IHK) Indonesia Tahun 2013. *Paradigma*. **17(2):** 35-46.

[8] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., and McGee, V.E. 1999. Metode dan Aplikasi Peramalan. Jilid I Edisi ke-2. Terjemahan Ir. Hari Suminto. Bina Rupa Aksara, Jakarta.
[9] Wei, William W S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. Pearson Education Inc, New York.
[10] Aritara, Riza. 2011. Analisis Intervensi Fungsi Step pada Kenaikan Tarif Dasar Listrik (TDL) Terhadap Besarnya Pemakaian Listrik [skripsi]. FMIPA UNY, Yogyakarta.
[11] Cryer, Jonathan D. & Kung-shik Chan. 2008. *Time Series Analysis with Application in R*. Springer, New York
[12] Badan Pusat Statistika. 2020. Indeks Harga Konsumen Kota Manado Tahun 2020. Sulut: BPS.
[13] Handayani, Putri. 2017. Peramalan Jumlah Pengunjung Pantai Kenjeran Surabaya Menggunakan ARIMA Box – Jenkins [skripsi]. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Filsa Eugeni Mokorimban (filsaeugeni@gmail.com)

Lahir di Winorangian, Tombatu Utara pada 19 September 1999. Menempuh pendidikan tinggi di Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Sam Ratulangi Manado. Tahun 2021 adalah tahun terakhir ia menempuh studi. Makalah ini merupakan hasil penelitian skripsinya yang dipublikasikan.

Nelson Nainggolan (n-nelson@unsrat.ac.id)

Lahir di Tapanuli Utara tanggal 9 Maret 1967. Gelar sarjana pendidikan Matematika diperoleh tahun 1992 di FMIPA IKIP Negeri Medan. Tahun 1996 menyelesaikan studi S2, di jurusan Matematika ITB Bandung. Tahun 2011 menyelesaikan studi S3 pada bidang Matematika di Universitas Padjadjaran Bandung. Saat ini menjadi pengajar akademik tetap di jurusan Matematika FMIPA Unsrat Manado.

Yohanes A. R. Langi (yarlangi@gmail.com)

Lahir di Jakarta pada tanggal 13 Juni 1970. Pada tahun 1994 mendapatkan gelar Sarjana Sains (S.Si) yang diperoleh dari Universitas Kristen Indonesia-Tomohon. Gelar Magister Sains diperoleh dari Institut Pertanian Bogor pada tahun 2007. Ia bekerja di UNSRAT di Program Studi Matematika sebagai pengajar akademik tetap UNSRAT.