Formosa Journal of Science and Technology (FJST)
Vol. 1, No. 4, 2022: 293-304

Analisis Intervensi dalam Model SARIMA untuk Memprediksi Laju Inflasi di Kota Tasikmalaya

Pian Widianingsih[1*], Gumgum Darmawan[2], Neneng Sunengsih[3]
Universitas Padjadjaran

ABSTRAK: Pengendalian inflasi merupakan sasaran akhir dari kebijakan moneter yang dilakukan oleh Bank Indonesia, dengan bantuan Badan Pusat Statistika dalam melakukan pencatatan dan perhitungan inflasi. Tingginya harga minyak mentah dunia mengakibatkan kenaikan bahan bakar kendaraan bermotor dan bahan pokok masyarakat sejak Maret 2022. Tingkat inflasi tertinggi di Jawa Barat terjadi di Kota Tasikmalaya sebesar 1,04 persen dan berlanjut pada bulan berikutnya, sehingga mempengaruhi laju perekonomian daerah. Upaya untuk mengatasi masalah tersebut adalah dengan melakukan prediksi laju inflasi di Kota Tasikmalaya pada periode selanjutnya sebagai acuan memperoleh strategi yang optimal dalam menstabilkan perekonomian daerah. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Analisis Intervensi Fungsi Step dalam Model SARIMA karena dapat mengatasi perubahan pola pada data yang diakibatkan oleh kejadian intervensi. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh model terbaik yaitu ARIMA $(0,1,1)(1,1,0)^{12}$ dengan nilai MAPE sebesar 11,3%.

Kata Kunci: Analisis Intervensi, SARIMA, Inflasi

DOI Prefiks: 10.55927
ISSN-E: 2828-1519
https://journal.formosapublisher.org/index.php/fjst

Intervention Analysis in the SARIMA Model to Predict the Inflation Rate in the City of Tasikmalaya

Pian Widianingsih[1*], Gumgum Darmawan[2], Neneng Sunengsih[3]
Padjadjaran University

ABSTRACT: Inflation control is the ultimate goal of monetary policy implemented by Bank Indonesia, with the assistance of the Central Statistics Agency in recording and calculating inflation. The high price of world crude oil has resulted in an increase in motor vehicle fuel and basic commodities since March 2022. The highest inflation rate in West Java occurred in Tasikmalaya City at 1.04 percent and continued in the following month, thus affecting the pace of the regional economy. An effort to overcome this problem is to predict the inflation rate in Tasikmalaya City in the next period as a reference to obtain an optimal strategy in stabilizing the regional economy. The method used in this study is the Step Function Intervention Analysis in the SARIMA Model because it can overcome changes in patterns in the data caused by intervention events. Based on the results of the analysis, the best model was obtained, namely ARIMA $(0,1,1)(1,1,0)^{12}$ with a MAPE value of 11,3%.

Keywords: Intervention Analysis, SARIMA, Inflation

Submitted: 07-08-2022; Revised: 16-08-2022; Accepted: 27-08-2022

***Corresponding Author:** pianwidianingsih25@gmail.com

DOI Prefiks: 10.55927

PENDAHULUAN

Sebagai salah satu negara berkembang, Indonesia sering mengalami gejolak dalam menjaga kestabilan kegiatan perekonomian. Masalah ekonomi yang sering terjadi salah satunya tingkat inflasi yang tinggi. Hal tersebut berdampak pada pertumbuhan ekonomi yang melambat, tingkat pengangguran yang bertambah, dan menurunnya nilai mata uang rupiah. Kenaikan harga barang dan jasa secara umum, dimana barang dan jasa tersebut merupakan kebutuhan pokok masyarakat, serta mengakibatkan kenaikan harga pada barang lainnya disebut inflasi.

Tingginya harga minyak mentah dunia memberikan dampak yang kurang baik, dimana daerah dengan besaran pajak bahan bakar kendaraan bermotor sebesar lima persen untuk harga bensin pertamax akan dinaikkan menjadi Rp 12.500 perliter sejak Maret 2022 dan kenaikan harga bahan kebutuhan pokok masyarakat seperti minyak goreng dan telur resmi diberlakukan pada 1 April 2022. Hal tersebut mengakibatkan tingkat inflasi tertinggi di Jawa Barat sejak Maret 2022 terjadi di Kota Tasikmalaya sebesar 1,04 persen pada bulan Maret 2022 dan 1,36 persen pada bulan April 2022. Dikarenakan perlu adanya upaya untuk segera menyusun strategi yang tepat agar kenaikan laju inflasi tidak terjadi berkelanjutan, maka penulis tertarik untuk melakukan analisis yang bertujuan memprediksi laju inflasi Kota Tasikmalaya dimasa mendatang.

Langkah awal yang harus dilakukan sebelum melakukan prediksi adalah mengidentifikasi pola dari data. Pada proses identifikasi data, didapatkan suatu pola yang cenderung mengalami perubahan ke pola rata-rata yang baru dan terdapat pola musiman. Penelitian mengenai peramalan dengan model musiman dan intervensi pernah dilakukan oleh Wulandari (2016), dimana penelitiannya membahas tentang peramalan inflasi di Kota Surabaya dengan hasil yang didapat yaitu MSE dari model ARIMA sebesar 0,0820 dan model intervensi sebesar 0,0751. Dapat disimpulkan bahwa model yang paling sesuai untuk digunakan pada data yang mengalami perubahan pola adalah model intervensi. Oleh karena itu, untuk memprediksi data laju inflasi Kota Tasikmalaya digunakan analisis intervensi dalam model SARIMA yang mampu mengatasi pola musiman dan pola data yang berubah ke tingkat rata-rata baru.

METODE PENELITIAN

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistika Kota Tasikmalaya periode Januari 2017 sampai dengan April 2022.

Laju Inflasi

Inflasi adalah meningkatnya harga barang atau jasa secara umum dan berlangsung terus menerus, sedangkan Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan indikator yang sering digunakan untuk mengukur tingkat inflasi. Perubahan nilai IHK dari waktu ke waktu akan menujukkan pergerakan harga dari barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat. Perhitungan Indeks Harga Konsumen berdasarkan pendekatan Laspeyers sebagai berikut :

$$I_n = \frac{\sum_{i=1}^{k} \frac{P_{ni}}{P_{(n-1)i}} x \left(P_{(n-1)i} x \; Q_{oi}\right)}{\sum_{i=1}^{k} P_{oi} \, x \, Q_{oi}} \; x \; 100 \tag{1}$$

Dimana :

I_n	: indeks harga konsumen bulan ke-*n*
P_{ni}	: besar harga jenis barang *i*, bulan ke-*n*
$P_{(n-1)i}$	: besar harga jenis barang *i*, bulan ke (*n-1*)
$P_{(n-1)i} \times Q_{oi}$	: nilai konsumsi jenis barang *i*, bulan ke (*n-1*)
$P_{oi} \times Q_{oi}$	: nilai konsumsi jenis barang *i*, pada tahun dasar
k	: banyaknya jenis barang komoditas dalam subkelompok kabupaten/kota

***Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)**

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) merupakan pengembangan dari metode ARIMA yang dapat menganalisis pola data yang berulang atau musiman dalam waktu yang tetap seperti kuartalan, semesteran, dan tahunan. Adapun bentuk umum model ARIMA (*p,d,q*)(*P,D,Q*)^S ditulis dengan persamaan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\phi_p(\mathrm{B})\Phi_P(B^S)(1-\mathrm{B})^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(\mathrm{B})\Theta_Q(B^S)a_t \tag{2}$$

dengan,

p,d,q	: orde AR, *differencing,* dan MA komponen non musiman
P,D,Q	: orde AR, *differencing,* dan MA komponen musiman
$\phi_p(B)$	: parameter AR non musiman $\left(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-\cdots-\phi_p B^p\right)$
$\Phi_P B^s$	: parameter AR musiman $(1-\Phi_1 B^s-\Phi_2 B^{2s}-\cdots-\Phi_P B^{Ps})$
$\theta_q(B)$	: parameter MA non musiman $\left(1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\cdots-\theta_q B^q\right)$
$\Theta_Q(B^s)$	: parameter MA musiman $\left(1-\Theta_1 B^s-\Theta_2 B^{2s}-\cdots-\Theta_Q B^{Qs}\right)$
B	: operator *backward shift*
$(1-\mathrm{B})^d$	: proses *differencing* orde d non musiman
$(1-B^S)^D$	: proses *differencing* orde *D* musiman
Z_t	: nilai pengamatan pada waktu ke-*t*, *t*=1,2,..,*n*
a_t	: residual pada waktu ke-*t*, *t*=1,2,..,*n*

Analisis Intervensi

Data deret waktu sering kali dipengaruhi oleh suatu kejadian atau kondisi khusus yang disebut sebagai peristiwa intervensi. Intervensi merupakan suatu kejadian yang mengakibatkan data mengalami perubahan pola, baik oleh faktor eksternal maupun internal seperti perubahan kebijakan pemerintah, promosi iklan, peraturan lingkungan dan hal serupa lainnya. Sehingga pada umumnya data tersebut memiliki perbedaan yang cukup besar dari pola data awal. Model intervensi adalah model yang mengeksplorasi dampak dari kejadian eksternal maupun internal yang tak terduga terhadap variabel yang menjadi objek pengamatan. Dalam analisis intervensi terdapat dua tipe umum variabel intervensi yaitu fungsi *pulse* dan fungsi *step*, diasumsikan bahwa kejadian intervensi terjadi pada waktu yang diketahui dari suatu deret waktu. Secara umum model intervensi dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Y_t = f(I_t) + Z_t \tag{3}$$

dimana,

Y_t : variabel respons pada waktu ke-t, t=1,2,…,n
$f(I_t)$: fungsi dari variabel intervensi pada waktu ke-t, t=1,2,…,n
Z_t : model ARIMA atau SARIMA sebelum intervensi

Tahap Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan dalam pembentukan model intervensi adalah

1. Pengelompokan data
   Membagi data menjadi beberapa bagian berdasarkan waktu terjadinya intervensi.
2. Pemodelan sebelum intervensi
   Pemodelan sebelum intervensi dilakukan pada data sebelum terjadinya intervensi.
3. Identifikasi respons intervensi
   Identifikasi respons intervensi dilakukan dengan pengamatan grafik runtun waktu untuk mengetahui pola respons setelah terjadinya intervensi. Identifikasi orde b, s, dan r dapat diketahui dari grafik residual model data dengan batas 3 kali nilai akar Mean Squared Error (MSE).
4. Estimasi Parameter Model Intervensi
   Model yang mengandung intervensi pada waktu t = T, persamaannya dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Y_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} I_t + \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P B^S(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t \tag{4}$$

   Dengan menyamakan penyebut dan perkalian silang, maka persamaan di atas dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} &\delta_r(B)\phi_p(B)\Phi_P B^s(1-B)^d(1-B^s)^D\ Y_t \\ &= \omega_s(B)\phi_p(B)\Phi_P B^s(1-B)^d(1-B^s)^D I_{t-b} \\ &\quad + \delta_r(B)\theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \end{aligned} \tag{5}$$

   atau dapat ditulis dengan sederhana menjadi:

$$a(B)Y_t = b(B)I_{t-b} + c(B)a_t \tag{6}$$

   dengan,
   $a(B) = \delta_r\phi_p(B)\Phi_P B^S(1-B)^d(1-B^S)^D$
   $b(B) = \omega_s(B)\phi_p(B)\Phi_P B^S(1-B)^d(1-B^S)^D$
   $c(B) = \delta_r\ \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)$
   Maka, diperoleh nilai residual sebagai berikut:

$$a_t = \frac{a(B)Y_t - b(B)I_{t-b}}{c(B)} \tag{7}$$

berdasarkan Persamaan (5) dan (6), maka:

$$S(\delta,\omega,\phi,\theta,\Phi,\Theta) = \sum_{t=1}^{n}\left[\frac{\delta_r(B)\phi_p(B)\Phi_P B^S Y_t - \omega_s(B)\phi_p(B)\Phi_P B^S I_{t-b}}{\delta_r\,\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}\right]^2 \tag{8}$$

dengan,

$$S(\delta,\omega,\phi,\theta,\Phi,\Theta) = \sum_{t=1}^{n} a_t^2 \tag{9}$$

Estimasi parameter diperoleh dengan menggunakan metode *maximum likelihood*. Metode tersebut dapat mengestimasi parameter-parameter dalam model intervensi dipersamaan (5) yaitu: $\delta,\omega,\phi,\theta,\Phi,\Theta$ dengan $\{a_t\}$ *white noise* merupakan variabel acak i.i.d dan berdistribusi $N(0,\sigma_a^2)$, sehingga fungsi densitas bersama dari $a=(a_1,a_2,\dots,a_n)$ adalah:

$$f(a|\delta,\omega,\phi,\theta,\Phi,\Theta) = (2\pi\sigma_a^2)^{-1/2}exp\left[-\frac{1}{2\sigma_a^2}\sum_{t=1}^{n} a_t^2\right] \tag{10}$$

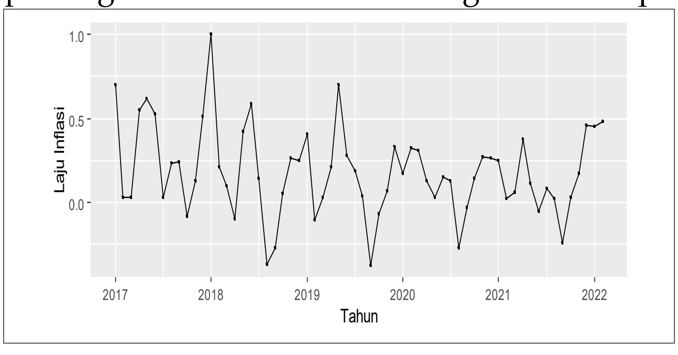
Estimasi parameter didapatkan dengan langkah yang sama seperti estimasi parameter pada model SARIMA.

5. Pengujian signifikansi parameter
6. Pemeriksaan diagnostik
7. Peramalan dengan model intervensi

HASIL DAN PEMBAHASAN

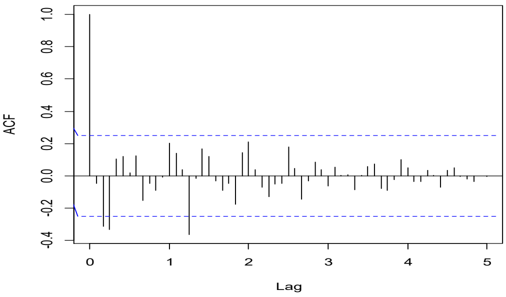
Identifikasi Model Sebelum Intervensi

Data laju inflasi menunjukkan adanya unsur musiman pada data, sehingga model SARIMA merupakan model yang digunakan sebelum adanya intervensi. Pemodelan SARIMA diindentifikasi mulai data ke-1 hinga data ke-62 yang merupakan data sebelum terjadinya intervensi. Tahap identifikasi model dimulai dengan pendugaan model SARIMA dengan melihat plot dari data.

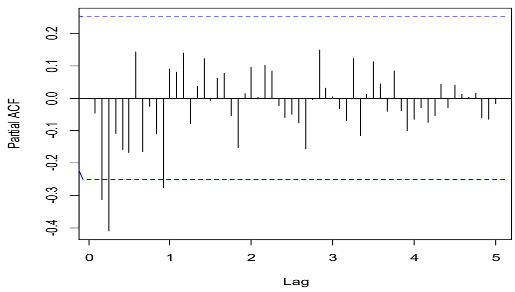


Gambar 1. Plot Data Sebelum Intervensi

Berdasarkan Gambar 1, dapat dilihat bahwa data memiliki pola musiman dan tidak stasioner terhadapat rata-rata maupun varians. Namun, pemeriksaan data menggunakan plot masih bersifat subjektif, maka dari itu perlu dilakukan pengujian secara statistik. Pemeriksaan stasioneritas terhadap rata-rata secara formal dapat menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Berdasarkan hasil pengujian diperoleh *p-value* = 0,6223 > 0,05 = α, yang artinya data tidak stasioner. Dengan demikian, perlu dilakukan proses *differencing* untuk menangani hal tersebut. Setelah dilakukan *differencing* sebanyak satu kali (*d = 1*), maka dilakukan uji *Augmented Dickey-Fuller* kembali. Hasil yang diperoleh adalah *p-value* = 0,01 < 0,05 = α, yang artinya data sudah stasioner. Pengujian stasioneritas terhadap varians dapat dilakukan dengan uji Box-Cox dimana diperoleh λ = 1 yang artinya data sudah stasioner terhadap varians. Kemudian langkah selanjutnya adalah menentukan orde model dari SARIMA. Oleh karena itu, perlu dilakukan identifikasi secara formal dengan melihat plot ACF dan PACF dari data yang sudah stasioner.



Gambar 2. Plot ACF Data Sudah Stasioner



Gambar 3. Plot PACF Data Sudah Stasioner

Berdasarkan plot ACF pada Gambar 2 dapat dilihat bahwa *cut-off* ACF terjadi pada *lag* ke-1 sehingga dapat diidentifikasi oder MA non musimannya adalah MA(0), MA(1), MA(2), dan MA(3). Selain itu, *cut-off* ACF juga terjadi pada *lag* ke-12 atau *lag* musiman ke-1 sehingga untuk identifikasi orde MA musimannya adalah MA(0) dan MA(1). Kemudian berdasarkan plot PACF pada Gambar 3 dapat dilihat bahwa *cut-off* PACF terjadi pada lag ke-2 sehingga untuk identifikasi orde AR non musimannya adalah AR(0), AR(1) dan AR(2). Selain itu, dapat dilihat pada plot *cut-off* PACF juga terjadi pada *lag* ke-12 atau *lag* musiman ke-1 sehingga untuk identifikasi orde AR musimannya adalah AR(0) dan AR(1). Sedangkan orde *differencing* non-musiman adalah *d*=1 dan orde *differencing* musiman adalah *D*=1. Berdasarkan identifikasi menggunakan plot ACF dan PACF, maka terdapat 48 model SARIMA dugaan.

Estimasi dan Pengujian Parameter SARIMA

Setelah didapat 48 dugaan model SARIMA, selanjutnya akan dilakukan estimasi parameter terhadap model-model tersebut. Setelah diperoleh nilai estimasi parameter dari model-model tersebut selanjutnya akan dilakukan pengujian parameter SARIMA yang dilakukan terhadap model dugaan sementara. Berdasarkan pengujian parameter untuk ∝= 5%, terdapat sembilan model yang akan dipilih pada tahap berikutnya yaitu model ARIMA (0,1,0) $(0,1,1)^{12}$, ARIMA (0,1,0) $(1,1,0)^{12}$, ARIMA (0,1,1) $(0,1,0)^{12}$, ARIMA (0,1,1) $(0,1,1)^{12}$, ARIMA (0,1,1) $(1,1,0)^{12}$, ARIMA (2,1,0) $(0,1,0)^{12}$, ARIMA (2,1,0) $(0,1,1)^{12}$, ARIMA (0,1,2) $(0,1,0)^{12}$ dan ARIMA (2,1,0) $(1,1,0)^{12}$.

Diagnostik Model SARIMA

Berdasarkan hasil pengujian parameter SARIMA, terdapat sembilan model yang dapat digunakan untuk data laju inflasi Kota Tasikmalaya. Selanjutnya sembilan model tersebut akan melalui proses diagnostik model untuk menguji asumsi residual pada model. Pengujian diagnostik model terdiri dari dua syarat, yaitu residual berdistribusi normal dan *white noise*. Residual *white noise* dapat dilihat dari residual tidak saling berkorelasi (non-autokorelasi) dan varians residual homogen.

Pengujian residual berdistribusi normal dilakukan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov, pengujian non-autokorelasi pada residual model dilakukan menggunakan Q-Ljung-Box test terhadap setiap *lag*, dan pengujian varians residual homogen dilakukan mengunakan Q-Ljung-Box terhadap kuadrat dari residual pada setiap *lag*. Berdasarkan uji normalitas didapatkan nilai *p-value* dari sembilan model ada dua model yang tidak signifikan atau *p-value* lebih kecil dari $\propto$, selain itu sudah lebih besar dari $\propto$, dengan $\propto$ yang dijadikan acuan yaitu sebesar 5%. Kemudian dapat dilihat visualisasi pengujian non-autokorelasi memperlihatkan bahwa masih ada satu model yang tidak memenuhi asumsi, tujuh model lainnya telah memenuhi asumsi dan pengujian homoskedastisidas untuk semua model terpenuhi. Maka dari itu, pengujian dapat disimpulkan dengan hasil pada Tabel 1 sampai dengan Tabel 3.

Tabel 1. Hasil Uji Asumsi Normalitas

No	Model ARIMA $(p,d,q)\ (P,D,Q)^{12}$	D	p-value
1	ARIMA $(0,1,0)\ (0,1,1)^{12}$	0,14516	0,53440
2	ARIMA $(0,1,0)\ (1,1,0)^{12}$	0,33871	0,00150
3	ARIMA $(0,1,1)\ (0,1,0)^{12}$	0,16129	0,39810
4	ARIMA $(0,1,1)\ (0,1,1)^{12}$	0,16129	0,39810
5	ARIMA $(0,1,1)\ (1,1,0)^{12}$	0,16129	0,39810
6	ARIMA $(2,1,0)\ (0,1,0)^{12}$	0,20968	0,13120
7	ARIMA $(2,1,0)\ (0,1,1)^{12}$	0,16129	0,39810
8	ARIMA $(2,1,0)\ (1,1,0)^{12}$	0,25806	0,03179
9	ARIMA $(0,1,2)\ (0,1,0)^{12}$	0,22581	0,08462

Tabel 2. Hasil Uji Asumsi Non-Autokorelasi

No	Model ARIMA $(p,d,q)\ (P,D,Q)^{12}$	p-value
1	ARIMA $(0,1,0)\ (0,1,1)^{12}$	0,07406
2	ARIMA $(0,1,0)\ (1,1,0)^{12}$	0,03315
3	ARIMA $(0,1,1)\ (0,1,0)^{12}$	0,10130
4	ARIMA $(0,1,1)\ (0,1,1)^{12}$	0,18400
5	ARIMA $(0,1,1)\ (1,1,0)^{12}$	0,20940
6	ARIMA $(2,1,0)\ (0,1,0)^{12}$	0,20890
7	ARIMA $(2,1,0)\ (0,1,1)^{12}$	0,14300
8	ARIMA $(2,1,0)\ (1,1,0)^{12}$	0,18280
9	ARIMA $(0,1,2)\ (0,1,0)^{12}$	0,85060

Tabel 3. Hasil Uji Asumsi Homoskedastisitas

No	Model ARIMA (p,d,q) $(P,D,Q)^{12}$	p-value
1	ARIMA (0,1,0) $(0,1,1)^{12}$	0,7439
2	ARIMA (0,1,0) $(1,1,0)^{12}$	0,5527
3	ARIMA (0,1,1) $(0,1,0)^{12}$	0,8762
4	ARIMA (0,1,1) $(0,1,1)^{12}$	0,5658
5	ARIMA (0,1,1) $(1,1,0)^{12}$	0,2594
6	ARIMA (2,1,0) $(0,1,0)^{12}$	0,2552
7	ARIMA (2,1,0) $(0,1,1)^{12}$	0,8745
8	ARIMA (2,1,0) $(1,1,0)^{12}$	0,8705
9	ARIMA (0,1,2) $(0,1,0)^{12}$	0,3673

Berdasarkan pengujian asumsi pada Tabel 1 sampai dengan Tabel 3, dapat dilihat bahwa model ARIMA (0,1,0) $(1,1,0)^{12}$ tidak memenuhi asumsi normalitas dan non-autokorelasi, sedangkan ARIMA (2,1,0) $(1,1,0)^{12}$ tidak memenuhi asumsi normalitas, sehingga kedua model dapat dikeluarkan dari model dugaan. Dengan demikian tersisa enam model SARIMA yang mungkin dapat digunakan yaitu ARIMA (0,1,0) $(0,1,1)^{12}$, ARIMA (0,1,1) $(0,1,0)^{12}$, ARIMA (0,1,1) $(0,1,1)^{12}$, ARIMA (0,1,1) $(1,1,0)^{12}$, ARIMA (2,1,0) $(0,1,0)^{12}$, ARIMA (0,1,2) $(0,1,0)^{12}$ dan ARIMA (2,1,0) $(0,1,1)^{12}$.

Akurasi Model SARIMA

Berdasarkan signifikansi parameter dan pengujian asumsi, didapatkan enam model yang mungkin dapat dipilih dalam memprediksi laju inflasi di Kota Tasikmalaya. Kemudian, akan dipilih model terbaik berdasarkan kriteria akurasi model. Berdasarkan hasil analisis, didapatkan nilai akurasi seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Akurasi Model SARIMA

No	Model ARIMA (p,d,q) $(P,D,Q)^{12}$	AIC	MAPE
1	ARIMA (0,1,0) $(0,1,1)^{12}$	30,68	19,2%
2	ARIMA (0,1,1) $(0,1,0)^{12}$	24,83	21,6%
3	ARIMA (0,1,1) $(0,1,1)^{12}$	14,11	16,2%
4	ARIMA (0,1,1) $(1,1,0)^{12}$	10,67	15,2%
5	ARIMA (2,1,0) $(0,1,0)^{12}$	33,87	24,2%
6	ARIMA (2,1,0) $(0,1,1)^{12}$	24,21	17,8%
7	ARIMA (0,1,2) $(0,1,0)^{12}$	22,80	20,7%

Berdasarkan nilai AIC, dapat disimpulkan bahwa model terpilih adalah model dengan nilai AIC terkecil yakni model ARIMA (0,1,1) $(1,1,0)^{12}$ dengan nilai AIC sebesar 10.67 dan MAPE sebesar 15.2% dengan model sebagai berikut:

$$(1-\mathrm{B})^{d}(1-B^{S})^{D}Z_t = \theta_q(\mathrm{B})\Theta_Q(B^S)a_t \tag{11}$$

$$(1-B^{12}-B+B^{13})Z_t = (1-\theta_1 B)(1-\Theta_1 B^{12})a_t \tag{12}$$

$$\begin{aligned}&(Z_t - Z_{t-12} - Z_{t-1} + Z_{t-13})\\ &= a_t - \theta_1 a_{t-1} - \Theta_1 a_{t-12} + (\theta_1 a_{t-1} x \Theta_1 a_{t-12})\end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned}&Z_t = Z_{t-12} + Z_{t-1} - Z_{t-13}\\ &+ a_t - \theta_1 a_{t-1} - \Theta_1 a_{t-12} + (\theta_1 a_{t-1} x \Theta_1 a_{t-12})\end{aligned} \tag{14}$$

Berdasarkan hasil estimasi parameter, diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$Z_t = Z_{t-12} + Z_{t-1} - Z_{t-13} + a_t + 0{,}908087a_{t-1} + 0{,}593998a_{t-12} + (0{,}908087a_{t-1}\, x\, 0{,}593998a_{t-12}) \quad (15)$$

Identifikasi Model Intervensi

Intervensi pada data menyebabkan perubahan pola data ketingkat rata-rata yang berbeda. Artinya fungsi yang digunakan adalah fungsi *step*, sehingga menghasilkan fungsi intervensi seperti berikut:

$$Y_t = \omega(B)\, S_t^{(T)} + Z_t \quad (16)$$

$$S_t^{(T)} = \begin{cases} 0 & t < 63 \\ 1 & t \geq 63 \end{cases}$$

Dengan variabel intervensi termasuk fungsi *step* karena intervensi bersifat permanen.

Estimasi Parameter Model Intervensi

Setelah diketahui fungsi intervensi yang digunakan, maka langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap parameter intervensi, didapatkan hasil estimasi sebagai berikut:

Tabel 5. Nilai Estimasi dan Hasil Pengujian Parameter Model Intervensi

No.	Parameter	Estimasi Parameter	*Std. Error*	*p-value*	Keterangan
1	θ_1	-0,912317	0,071819	2,2e-16	Signifikan
2	Θ_1	-0,577358	0,115273	5,483e-07	Signifikan
3	ω_0	0,953938	0,185338	2,647e-07	Signifikan

Berdasarkan estimasi parameter pada Tabel 5, didapatkan bobot intervensi $\omega_0 = 0{,}953938$. Kemudian dapat dilihat bahwa semua parameter model sudah signifikan pada $\alpha = 5\%$.

Diagnostik Model Intervensi

Langkah selanjutnya adalah uji diagnostik model untuk melihat apakah model memenuhi asumsi yang seharusnya dipenuhi yaitu residual *white noise* dan residual berdistribusi normal. Keadaan *white noise* dapat dilihat dari residual yang tidak saling berkorelasi dan varians residual yang homogen. Pengujian residual berdistribusi normal dilakukan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov, diperoleh *p-value* = 0,2115 > $\alpha = 5\%$ yang artinya residual berdistribusi normal. Kemudian, pengujian non-autokorelasi pada residual model dilakukan menggunakan Q-Ljung-Box test terhadap setiap *lag*, diperoleh nilai *p-value* = 0,2757 > $\alpha = 5\%$ yang artinya tidak terjadi korelasi pada data. Sedangkan pengujian varians residual homogen dilakukan mengunakan Q-Ljung-Box test terhadap kuadrat dari residual untuk setiap *lag*, diperoleh nilai *p-value* = 0,2717 > $\alpha = 5\%$ yang artinya residual bersifat homogen. Maka dari itu, dapat disimpulkan bahwa residual dari model intervensi sudah *white noise*, didapatkan model intervensi sebagai berikut:

$$Y_t = 0{,}953938S_t^{(63)} + Z_{t-12} + Z_{t-1} - Z_{t-13} + a_t + 0{,}908087a_{t-1} + 0{,}593998a_{t-12} + (0{,}908087a_{t-1}\, x\, 0{,}593998a_{t-12}) \quad (17)$$

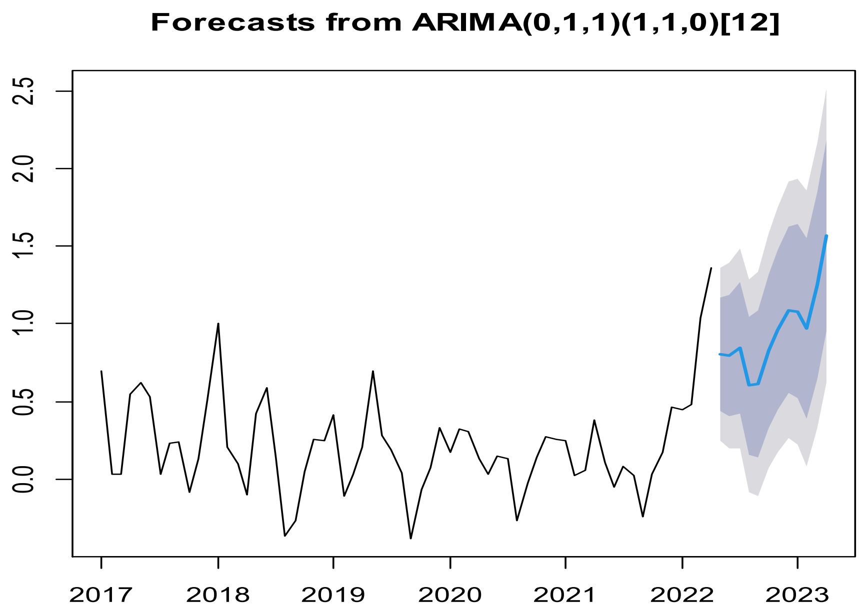
Peramalan

Setelah didapatkan model terbaik yaitu intervensi dengan model ARIMA $(0,1,1)(1,1,0)^{12}$, selanjutnya model tersebut akan digunakan untuk peramalan terhadap laju inflasi di Kota Tasikmalaya periode mendatang. Didapatkan hasil peramalan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Peramalan Laju Inflasi Kota Tasikmalaya

Bulan	Prediksi	95% Selang Kepercayaan	
		Batas Bawah	Batas Atas
Mei 2022	0,8054699	0,250804673	1,360135
Juni 2022	0,796811	0,196150998	1,397471
Juli 2022	0,8457354	0,202360308	1,489111
Agustus 2022	0,601964	-0,081461632	1,28539
September 2022	0,6122161	-0,109039466	1,333472
Oktober 2022	0,8281657	0,070967802	1,585364
November 2022	0,9627606	0,171250907	1,75427
Desember 2022	1,0906093	0,266214627	1,915004
Januari 2023	1,0806093	0,22459201	1,936627
Februari 2023	0,9700782	0,083565576	1,856591
Maret 2023	1,249016	0,333022729	2,165009
April 2023	1,569016	0,624461768	2,51357

Dengan plot hasil peramalan laju inflasi Kota Tasikmalaya sebagai berikut:



Gambar 3. Plot Hasil Prediksi Laju Inflasi di Kota Tasikmalaya

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan bahwa data deret waktu dengan mengandung perubahan pola data dapat diatasi dengan menggunakan analisis intervensi jika diketahui secara jelas penyebabnya. Pembentukan model intervensi dilakukan dengan cara membagi data menjadi dua bagian, yaitu data sebelum terjadinya intervensi (Z_t) dan data setelah intervensi (I_t). Penelitian ini menggunakan analisis intervensi fungsi step yaitu dampak intervensi secara permanen. Model yang digunakan adalah model ARIMA(0,1,1)(1,1,0)^{12} dengan nilai akurasi model sebesar 69.1% dan nilai MAPE sebesar 11.3%. Hasil peramalan yang didapat menyatakan bahwa laju inflasi di Kota Tasikmalaya terus meningkat seiring berjalanannya waktu yang menyebabkan perubahan pada pola data ke tingkat rata-rata.

DAFTAR PUSTAKA

Box, G. E., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis - Revised edition*. California: Holden Day.

Chung, R. C., Chan, S., & Ip, W. (2009). *An ARIMA-Intervention Analysis Model r the inancial risis in hina's anu acturing Industry*. International Journal of Engineering Business Management, 16-18.

Fromm, G. (1978). *Seasonal Analysis of Economic Time Series. In S. Kallek, An Overview of the Objectives and Framework of Seasonal Adjusment (Vol. 3, pp. 26-29)*. Washington D.C, United States: Department of Commerce, Bureau of the Census.

Hyndman, R. J., & Athanasopoulus, G. (2020). *Forecasting: Principles and Practice (3rd edition ed.)*. Melbourne, Australia: Otexts. 47.

Setyaningrum, Muljono. (2016). *Perngaruh Inflasi, Tingkat Suku Bunga, Dan Nilai Tukar Terhadap Return Saham*. Jakarta: Journal The Winners.

Suhartono. (2007). *Teori dan Aplikasi Model Intervensi Fungsi Pulse*. Jurnal Ilmiah Matstat. 7, 191-241.

Sukirno, S. 2009. *Makro ekonomi: teori pengantar edisi tiga.* Jakarta: Rajagrafindo Persada

Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods (2nd Edition)*. United States of America: Pearson Education, Inc.

Wulandari, N., Setiawan, & Ahmad, I. S. (2016). *Peramalan Inflasi Kota Surabaya dengan Pendekatan ARIMA, Variasi Kalender, dan Intervensi*. Jurnal Sain dan Seni ITS, 5 (1)