ANALISIS MODEL INTERVENSI FUNGSI *STEP*

TERHADAP INDEKS HARGA KONSUMEN (IHK)

Skripsi

Disusun untuk melengkapi syarat-syarat

guna memperoleh gelar Sarjana Sains

ZUHAIRINI AZZAHRA AFRAH

3125120204

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI JAKARTA

2017

LEMBAR PERSETUJUAN HASIL SIDANG SKRIPSI

ANALISIS MODEL INTERVENSI FUNGSI *STEP* TERHADAP INDEKS HARGA KONSUMEN (IHK)

Nama : Zuhairini Azzahra Afrah

No. Registrasi : 3125120204

		Nama	Tanda Tangan	Tanggal
Penanggung Jawab				
Dekan	:	Prof. Dr. Suyono, M.Si.	....	....
		NIP. 19671218 199303 1 005		
Wakil Penanggung Jawab				
Pembantu Dekan I	:	Dr. Muktiningsih, M.Si.	....	....
		NIP. 19640511 198903 2 001		
Ketua	:	Ratna Widyati, S.Si, M.Kom.	....	....
		NIP. 19750925 200212 2 002		
Sekretaris	:	Ir. Fariani Hermin, M.T.	....	....
		NIP. 19600211 198703 2 001		
Penguji	:	Med Irzal, M.Kom.	....	....
		NIP. 19770615 200312 1 001		
Pembimbing I	:	Prof. Dr. Suyono, M.Si.	....	....
		NIP. 19671218 199303 1 005		
Pembimbing II	:	Ria Arafiyah, M.Si.	....	....
		NIP. 19751121 200501 2 004		

Dinyatakan lulus ujian skripsi tanggal: 24 Januari 2017

ABSTRACT

ZUHAIRINI AZZAHRA A, 3125120204. Intervention Model Analysis Function Step To Consumer Price Index. Thesis. Faculty of Mathematics and Natural Sciences, State University of Jakarta. 2016.

Analysis of intervention is one of time series analysis used to model time series data that are affected by the decrease or increase in the extreme. In general, there are two kinds of intervention functions, that is the step function and pulse function. The consumer price index is one kind of economic data where the data is found in the extreme decline. The data that will being used for analyze is consumer price index of Indonesia from January 2009 to July 2016. In such data are data that fell significantly in January, 2014 ($T = 61$). Interventions that occurred in Indonesia's consumer price index data takes place within a period of time that is from January 2014 to July 2016 ($T = 61$ to $T = 91$), so that the alleged intervention model is a step function. Based on the results and analysis, the best intervention model produced is ARIMA (2,1,0) with the order of intervention $b = 0$, $s = 1$, and $r = 0$ which can then be used for forecasting Indonesian consumer price index for the next few months.

Keywords *: Time Series data, Consumer Price Index, ARIMA, Analysis of Interventions, Function Step, Forecasting.*

ABSTRAK

ZUHAIRINI AZZAHRA A, 3125120204. Analisis Model Intervensi Fungsi *Step* Terhadap Indeks Harga Konsumen. Skripsi. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Jakarta. 2016.

Analisis intervensi merupakan salah satu analisis *time series* untuk memodelkan data *time series* yang dipengaruhi oleh adanya penurunan atau kenaikan secara ekstrim. Secara umum, ada dua macam fungsi intervensi yaitu fungsi *step* dan *pulse*. Indeks harga konsumen merupakan salah satu jenis data ekonomi dimana datanya ditemukan penurunan secara ekstrim. Data dalam penelitian ini adalah data indeks harga konsumen Indonesia dari bulan Januari 2009 sampai dengan Juli 2016. Pada data tersebut terdapat data yang turun secara signifikan pada bulan Januari 2014 (T=61). Intervensi yang terjadi pada data indeks harga konsumen di Indonesia tersebut berlangsung dalam kurun waktu yang lama yaitu dari Januari 2014 hingga Juli 2016 (T=61 hingga T=91), sehingga model intervensi yang diduga adalah fungsi *step*. Berdasarkan hasil dan analisis, model intervensi terbaik yang dihasilkan adalah ARIMA (2,1,0) dengan orde intervensi b=0, s=1, dan r=0 yang selanjutnya dapat digunakan untuk peramalan indeks harga konsumen Indonesia untuk beberapa bulan ke depan.

Kata kunci : Data Runtun Waktu, Indeks Harga Konsumen, ARIMA, Analisis Intervensi, Fungsi *Step*, Peramalan.

PERSEMBAHANKU...

"*Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan. Maka apabila kamu telah selesai (dari sesuatu urusan), kerjakanlah dengan sungguh-sungguh (urusan) yang lain, dan hanya kepada Tuhanmulah hendaknya kamu berharap.*" (Q.S Al Insyirah : 6-8)

"*Don't wait until tomorrow because that's still a mystery*"

Skripsi ini kupersembahkan untuk Ayah, Bunda, Ainy, dan Ishlah.

"Terima kasih atas dukungan, do'a, serta kasih sayang kalian".

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Allah SWT atas pengetahuan dan kemampuan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Analisis Model Intervensi Fungsi *Step* Terhadap Indeks Harga Konsumen (IHK)" yang merupakan salah satu syarat dalam memperoleh gelar Sarjana Jurusan Matematika Universitas Negeri Jakarta.

Skripsi ini berhasil diselesaikan tidak terlepas dari adanya bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis ingin menyampaikan terima kasih terutama kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Suyono, M.Si selaku Dosen Pembimbing I dan Ibu Ria Arafiyah, M.Si. selaku Dosen Pembimbing II, yang telah meluangkan waktunya dalam memberikan bimbingan, saran, nasehat serta arahan sehingga skripsi ini dapat menjadi lebih baik dan terarah.

2. Ibu Dr. Lukita Ambarwati, S.Pd, M.Si., selaku Koordinator Prodi Matematika FMIPA UNJ. Terima kasih atas segala bantuan dan kerja sama Ibu selama pengerjaan skripsi ini.

3. Ibu Ir. Fariani Hermin, M.T., selaku Pembimbing Akademik atas segala bimbingan dan kerja sama Ibu selama perkuliahan, dan seluruh Bapak/Ibu dosen atas pengajarannya yang telah diberikan, serta karyawan/karyawati FMIPA UNJ yang telah memberikan informasi yang penulis butuhkan dalam menyelesaikan skripsi.

4. Orangtua tercinta, Bapak H. Arip Soleh, M.Pd.I. dan Ibu Liza Afrah yang senantiasa memberikan do'a, perhatian, nasihat, kesabaran, dan selalu setia membantu penulis dengan penuh cinta dan kasih sayang yang

tulus.

5. Kedua adik penulis, Ainy dan Ishlah yang terus memberi semangat, mendoakan penulis, dan selalu menghibur ketika penulis mengalami kesulitan dalam penulisan skripsi ini.

6. Tante, Om dan semua saudara yang terus memberi semangat dan mendoakan penulis.

7. Kak Kurnia yang telah banyak membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

8. Teman-teman di Prodi Matematika UNJ 2012. Terima kasih atas dukungan, doa, semua pengalaman selama mengenal kalian. Semoga tali silaturahim kita tetap terjaga.

9. Teman geng cantik-ku Alphien, Aan, Uyun, Bety, Dwi, Fatmah, Dewanti, dan Yohana yang selalu bersama selama 4 tahun dan selalu memberi semangat dalam menyelesaikan skripsi ini.

10. Teman SMA ku Afiani dan Vivin yang selalu mmemberi semangat dan mengingatkan untuk mengerjakan skripsi.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna. Masukan dan kritikan akan sangat berarti. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca sekalian.

Jakarta, Februari 2017

Zuhairini Azzahra Afrah

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Indeks harga konsumen (IHK) merupakan suatu indeks yang mengukur harga rata-rata dari suatu barang dan jasa yang telah dikonsumsi oleh masyarakat. IHK mengukur harga sekumpulan barang dan jasa tertentu seperti sandang, bahan makanan pokok, dan aneka barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat.

Penghitungan indeks harga konsumen dilakukan untuk mengetahui perubahan harga dari sekumpulan barang/jasa yang pada umumnya dikonsumsi masyarakat. Perubahan IHK dari setiap periode dapat menggambarkan inflasi dari barang/jasa yang dikonsumsi masyarakat sehari-hari.

Nilai inflasi didapat melalui penghitungan indeks harga konsumen. Inflasi adalah proses meningkatnya harga-harga secara umum dan terus menerus yang disebabkan oleh berbagai faktor, seperti konsumsi masyarakat yang meningkat dan adanya keterlambatan distribusi barang. Terjadinya inflasi menyebabkan dampak positif dan negatif. Dampak positif dari inflasi adalah produksi barang bertambah karena keuntungan pengusaha bertambah dan pendapatan nominal bertambah. Dampak negatif yang ditimbulkan adalah harga barang dan jasa naik serta nilai terhadap uang dapat menurun. Oleh karena itu diperlukan peramalan terhadap data indeks harga konsumen untuk mengetahui nilai indeks harga konsumen pada periode berikutnya. Dari hasil peramalan yang diperoleh dapat dilihat apakah indeks harga konsumen mengalami kenaikan atau penurunan pada berapa bulan kedepan.

Forecast adalah suatu unsur yang sangat penting dalam mengambil keputusan. Pada dasarnya peramalan dilakukan berdasarkan pada data yang sudah ada sebelumnya. Data yang dapat digunakan untuk peramalan adalah data (*time series*). Data (*time series*) adalah suatu data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu. Hasil dari pengolahan suatu data dengan menggunakan analisis *time series* disebut model *time series*. Model *time series* tersebut dapat digunakan untuk meramalkan suatu nilai data *time series* pada masa depan. Hasil dari peramalan nilai data *time series* tersebut dapat digunakan sebagai acuan dalam mengambil keputusan.

Model yang sering digunakan untuk meramalkan suatu data *time series* merupakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Dalam aplikasi, model ARIMA harus stasioneritas pada nilai (*mean*) dan varians terhadap data *time series*. Namun dalam pengolahan data *time series* seringkali ditemui data yang mengalami perubahan terhadap pola rata-rata (*mean*) yang terjadi diluar dugaan. Peristiwa yang terjadi karena kebijakan yang dikeluarkan oleh pemerintahan atau hal - hal yang terjadi di luar dugaan merupakan bentuk intervensi. Bentuk intervensi yang dapat mempengaruhi suatu data misalnya bencana alam, kebijakan pemerintah, promosi, hari libur dan sebagainya.

Analisis intervensi adalah metode yang digunakan untuk mengolah data *time series* serta menjelaskan efek dari suatu intervensi yang dipengaruhi oleh faktor eksternal maupun internal. Secara umum analisis intervensi terbagi menjadi 2 yakni fungsi *step* dan fungsi *pulse*. Analisis intervensi fungsi *step* dapat digunakan pada intervensi yang berdampak dalam waktu lama seperti kebijakan pemerintah, kebijakan perusahaan. Analisis fungsi *pulse* digunakan pada intervensi yang berdampak sementara seperti bencana alam, bom dan perang.

Penelitian tentang model intervensi fungsi *step* sudah banyak dikaji oleh beberapa peneliti, seperti Box and Tiao (1975) memodelkan tingkat perubahan dalam indeks harga konsumen di U.S dan Roy C.P Chung dan S.L Chan (2009) mengaplikasikan analisis intervensi fungsi *step* terhadap krisis keuangan di industri manufaktur Cina. Di Indonesia, Riza Aritara (2011) mengaplikasikan model intervensi fungsi *step* pada data kenaikan tarif dasar listrik (TDL) terhadap besarnya pemakaian listrik. Data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah data indeks harga konsumen Indonesia. Penelitian sebelumnya dalam meramalkan indeks harga konsumen, La Pimpi (2013) menerapkan metode ARIMA dalam meramalkan indeks harga konsumen. Kekurangan metode ARIMA dalam meramalkan indeks harga konsumen adalah tidak dapat meramalkan suatu pergerakan data yang turun atau naik secara tajam akibat adanya intervensi faktor eksternal atau internal.

Data indeks harga konsumen adalah data *time series* dan data ekonomi yang didalam pola data seringkali ditemukan perubahan pada data. Data indeks harga konsumen dapat mengalami perubahan yang disebabkan oleh banyak faktor, seperti kebijakan pemerintah dan perubahan harga BBM. Data yang akan digunakan adalah data indeks harga konsumen di Indonesia pada Januari 2009 - Juli 2016 dimana pada data tersebut terdapat penurunan data yang ekstrim yaitu pada Januari 2014 ($T = 61$) dan efeknya dirasakan berlangsung lama jadi fungsi intervensi yang diduga adalah fungsi *step*. *Software* yang digunakan untuk mengolah data adalah *software* R. *Software* R adalah suatu sistem analisis data yang dapat digunakan untuk analisa data statistik. Paket R memiliki *packages* sangat banyak untuk analisa data statistik. Kemampuan R dalam mengolah dan menganalisa data cukup baik dari *software* lain. Berdasarkan latar belakang yang dijabarkan di atas, maka skripsi ini mengambil judul "Analisis Model Intervensi Fungsi *Step* terhadap Indeks Harga Konsumen (IHK)".

1.2 Perumusan Masalah

Perumusan masalah yang akan dikaji adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana menentukan model intervensi fungsi *step* pada data Indeks Harga Konsumen (IHK) di Indonesia ?
2. Bagaimanakah hasil peramalan nilai indeks harga konsumen (IHK) di Indonesia menggunakan model intervensi fungsi *step*?

1.3 Pembatasan Masalah

Pembatasan masalah dalam penulisan ini adalah pemodelan dan peramalan analisis intervensi dilakukan pada data yang waktu terjadi intervensinya diketahui dan model yang digunakan adalah model ARIMA. Data yang digunakan adalah indeks harga konsumen di Indonesia dari bulan Januari 2009 - bulan Juli 2016 dan software yang digunakan untuk mengolah data adalah software R 3.1.3.

1.4 Tujuan Penulisan

Tujuan yang ingin dicapai dalam skripsi ini adalah:

1. Analisis model intervensi fungsi *step* pada data indeks harga konsumen di Indonesia.
2. Hasil peramalan nilai indeks harga konsumen di Indonesia menggunakan model intervensi fungsi *step*.

1.5 Manfaat Penulisan

Manfaat yang diharapkan dari skripsi ini adalah dapat memberikan informasi pada pemerintah mengenai nilai Indeks Harga Konsumen (IHK) pada periode berikutnya. Nilai indeks harga konsumen tersebut nantinya digunakan untuk mencari nilai inflasi, sehingga pemerintah dapat mengantisipasi terjadinya perekenomian yang buruk.

1.6 Metode Penelitian

Skripsi ini merupakan studi literatur dalam bidang matematika ekonomi yang didasarkan pada buku dan jurnal tentang teori permasalahan di bidang ekonomi. Referensi utama yang digunakan G. E.P. Box and G. C. Tiao.

BAB II

LANDASAN TEORI

Pada bab ini, akan membahas data indeks harga konsumen dan pengertian analisis runtun waktu. Untuk menganalisis data runtun waktu, maka dapat dicek terlebih dahulu kestasioneran suatu data, setelah itu membentuk plot ACF dan PACF dari data runtun waktu dan menentukan model ARIMA yang terbaik. Analisis intervensi yang akan digunakan untuk membentuk model intervensi dari data Indeks Harga Konsumen pada bab selanjutnya, juga akan diperkenalkan di sini.

2.1 Indeks Harga Konsumen

Indeks harga yang umum digunakan untuk menyatakan tingkat harga dari barang dan jasa yang selalu diperlukan oleh konsumen disebut indeks harga konsumen (IHK). Indeks harga disebut juga besaran harga. Besaran harga dapat menggambarkan tingkat perubahan harga-harga secara umum, dimana perbedaan tingkat perubahan ini sangat menyulitkan dalam perhitungan dan evaluasi kondisi perubahan perekonomian suatu negara. Perubahan harga biasanya terjadi terhadap barang yang banyak diperlukan.

Indeks harga konsumen adalah suatu indeks yang mengukur perubahan harga rata-rata dari barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga atau masyarakat dalam waktu tertentu. Nilai IHK menunjukkan rata-rata perubahan harga yang dibayarkan oleh konsumen terhadap barang dan jasa tertentu. Indeks harga konsumen dihitung dengan memilih tahun dasar yang menjadi basis pembanding perubahan harga. Beberapa jenis barang dipilih untuk membentuk indeks harga. Setiap barang yang dipilih diberi nilai kepentingan relatif yang menunjukkan bobot dari barang tersebut. Barang yang sangat diperlukan oleh masyarakat diberi bobot yang tinggi.

Di Indonesia mulai Januari 2014, indeks harga konsumen disajikan menggunakan tahun dasar 2012=100 dan mencakup 82 kota yang terdiri dari 33 ibu kota provinsi dan 49 kota-kota besar di seluruh Indonesia. Indeks harga konsumen sebelumnya menggunakan tahun dasar 2007=100 dan hanya mencakup 66 kota. Tahun dasar yang digunakan berdasarkan indeks harga tiap tahunnya yang menunjukkan angka 100 (Dian,2015). Berikut ini adalah cara perhitungan Indeks Harga Konsumen:

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

dimana :

P_{it}	=	harga barang i pada periode t
Q_{it}	=	bobot barang i pada periode t
P_{io}	=	harga barang i pada periode dasar o
Q_{io}	=	bobot barang i pada periode dasar o

Berdasarkan nilai indeks harga konsumen inilah kemudian didapat besaran angka inflasi/deflasi, yaitu besarnya presentase perubahan IHK antar periode. Angka inflasi/deflasi mencerminkan kemampuan daya beli dari uang yang dibelanjakan oleh masyarakat untuk memenuhi kebutuhan sehari-hari. Semakin tinggi inflasi maka semakin rendah daya beli dari uang dan dengan sendirinya semakin rendah pula daya beli masyarakat terhadap barang dan jasa kebutuhan rumah tangga. Laju inflasi yang tidak terlalu tinggi akan membuat stabilitas tetap terjaga dan roda perekonomian dapat terus bergulir. Selain itu IHK juga digunakan sebagai:

1. Berbagai analisa harga dapat dipakai sebagai dasar perencanaan pembangunan social ekonomi lainnya.
2. Indikator untuk melihat fluktuasi harga yang terjadi.
3. Sebagai data dasar untuk menghitung pendapatan nasional/regional.

2.2 Analisis Runtun Waktu

Data runtun waktu (*time series*) adalah suatu jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu. Metode runtun waktu (*time series*) adalah metode peramalan yang digunakan pada data *time series* dengan memperhatikan jenis pola data. Pola data dapat dibedakan menjadi empat, yaitu: pola data horizontal, data *trend*, data musiman, dan data siklis.

Analisis *time series* secara umum dilakukan untuk memperoleh pola data *time series* dengan menggunakan data pada masa lalu. Pola data yang diperoleh dari analisis *time series* dapat digunakan untuk meramalkan suatu data pada masa yang akan datang. Untuk meramalkan data indeks harga konsumen harus dilihat dulu apakah data tersebut sudah stasioner.

2.2.1 Kestasioneran Data

Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila prosesnya tidak mengalami perubahan seiring dengan waktu yang berubah. Stasioner berarti tidak terdapat kenaikan atau penurunan pada data. Data harus horizontal sepanjang sumbu waktu. Dengan kata lain, fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan.

Definisi 2.2.1. Suatu data runtun waktu Z_t dikatakan stasioner jika memenuhi keadaan sebagai berikut:

1. $E(X_t) = \mu$ konstan untuk semua t.

2. $var(X_t) = \sigma^2$ konstan untuk semua t.

3. $cov(X_t, X_{t+k}) = \gamma_k$ konstan untuk semua t dan $k \neq 0$.

Suatu data *time series* dapat dikatakan stasioner apabila data tersebut stasioner dalam varians dan *mean*.

Stasioneritas dalam Variansi

Data runtun waktu dapat dikatakan stasioner dalam variansi jika struktur data dari deret waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah. Untuk melihat struktur data dari waktu ke waktu dapat dibantu dengan menggunakan plot data *time series*.

Transformasi Box-Cox adalah salah satu metode proses stasioneritas data dalam varians yang dikenalkan oleh Box dan Tiao Cox. Transformasi Box-Cox disebut juga dengan transformasi kuasa. Misalkan $T(Z_t)$ adalah fungsi transformasi Z_t dan untuk menstabilkan variansi dapat digunakan transformasi kuasa:

$$T(Z_t) = \begin{cases} \dfrac{Z_t^{\lambda} - 1}{\lambda} & \text{untuk} \quad \lambda \neq 0 \\ \ln Z_t & \text{untuk} \quad \lambda = 0 \end{cases} \tag{2.1}$$

Notasi λ disebut parameter transformasi. Beberapa nilai λ beserta rumus transformasi yang umum digunakan sebagai berikut (Wei,2006:84):

Tabel 2.1: Nilai λ dan Fungsi Transformasinya

nilai λ	Fungsi Transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t tidak ditransformasi

Stasioneritas dalam *Mean*

Data runtun waktu dikatakan stasioner dalam *mean* jika rata-rata tetap pada keadaan waktu yang kondusif atau tidak ada unsur *trend* dalam data dan diagram *time series* berfluktuasi secara lurus. Apabila data tidak stasioner dalam *mean* maka untuk menghilangkan ketidakstasioneran dari suatu data melalui penggunaan metode pembedaan (*differencing*).

Definisi 2.2.2. *Differencing* terhadap suatu data deret waktu Z_t dilakukan dengan menggunakan operator B (operator *shift* mundur / *backward shift*) yang didefinisikan sebagai berikut:

$$BZ_t = Z_{t-1}$$

secara umum d periode dapat ditulis:

$$B^d Z_t = Z_{t-d}$$

maka *differencing* periode pertama sebagai berikut:

$$Z'_t = Z_t - Z_{t-1}$$

$$= Z_t - BZ_t$$

$$= (1 - B)Z_t$$

Differencing pada periode kedua adalah:

$$
\begin{aligned}
Z_t" &= Z'_t - Z'_{t-1} \\
&= (Z_t - Z_{t-1}) - (Z_{t-1} - Z_{t-2}) \\
&= Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} \\
&= (1 - 2B + B^2)Z_t \\
&= (1 - B)^2 Z_t
\end{aligned}
$$

Secara umum, apabila terdapat *Differencing* untuk periode ke-d untuk mencapai stasioneritas dinyatakan sebagai berikut:

$$
Z_t{}^d = (1 - B)^d Z_t \tag{2.2}
$$

2.2.2 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial

Fungsi Autokorelasi (ACF)

Autokorelasi merupakan korelasi atau hubungan antar data pengamatan suatu data *time series*. Untuk proses (Z_t) yang stasioner, $E(Z_t) = \mu$, $var(Z_t) = \sigma^2$ adalah konstan dan $Cov(Z_t, Z_s)$ adalah fungsi dari selisih waktu $|t - s|$. Kovarians antara Z_t dan Z_{t+k} adalah:

$$
\gamma_k = cov(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)
$$

Menurut Wei (2006), koefisien autokorelasi untuk *lag* k dari data runtun waktu dinyatakan sebagai berikut:

$$
\rho_k = \frac{cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{Var(Z_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k})}} = \frac{E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)}{\sqrt{E(Z_t - \mu)^2}\sqrt{E(X_{t+k} - \mu)^2}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \tag{2.3}
$$

dengan

μ = rata-rata

γ_k = autokovariansi pada $lag - k$

ρ_k = autokorelasi pada $lag - k$

t = waktu pengamatan, $t = 1, 2, 3, ...$

Fungsi Autokorelasi Parsial (PAFC)

Autokorelasi parsial merupakan korelasi atau hubungan antara Z_t dan Z_{t+k} dengan mengabaikan ketidakbebasan $Z_{t+1}, Z_{t+2}, ..., Z_{t+k-1}$. Fungsi autokorelasi parsial dapat digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara Z_t dan Z_{t+k}. Autokorelasi parsial antara Z_t dan Z_{t+k}, dinotasikan dengan ϕ_{kk}, dirumuskan sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \left| \frac{P_k{}^*}{P_k} \right| \tag{2.4}$$

dimana P_k adalah matriks autokorelasi berukuran $k \times k$. $P_k{}^*$ adalah P_k dengan kolom terakhir diganti dengan $\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_k \end{bmatrix}$. Matriks autokorelasi P berukuran $k \times k$ didefinisikan :

$$\rho_{k\times k} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & ... & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & ... & \rho_{k-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & ... & \rho_{k-3} \\ \vdots & & & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & ... & 1 \end{bmatrix}$$

Maka, untuk autokorelasi parsial pada $lag 1, 2, dan 3$ berturut-turut didefinisikan dengan:

$$\phi_{11} = \rho_1$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_2 - {\rho_1}^2}{1 - {\rho_1}^2}$$

$$\phi_{33} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_! & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{{\rho_1}^2 - 2\rho_1\rho_2 + \rho_1{\rho_2}^2 - {\rho_1}^2\rho_3 + \rho_3}{1 - 2{\rho_1}^2 + 2{\rho_1}^2\rho_2 - {\rho_2}^2}$$

Secara umum autokorelasi parsial antara Z_t dan Z_{t+k} adalah:

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ : & : & : & & : & : \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ : & : & : & : & : & : \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

Menurut Durbin (1960), untuk menghitung autokorelasi parsial tanpa perlu menentukan nilai $\det(P_k)$ dan $\det(P_k^*)$, yaitu dengan menggunakan metode rekursif sebagai berikut:

$$\phi_{k+1,k+1} = \frac{\rho_{k+1} - \sum_{j=1}^{k} \phi_{kj}\rho_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k} \phi_{kj}\rho_j}$$

dimana,

$$\phi_{k+1,j} = \phi_{k,j} - \phi_{k+1,k+1}\phi_{k,k+1-j}, j = 1, 2, ..., k$$

Untuk suatu proses *white noise*, nilai ragam dari ϕ_{kk} dapat diapproksimasi dengan:

$$var(\phi_{kk}) \approx \frac{1}{n}$$

Dengan demikian, $\pm\frac{2}{\sqrt{n}}$ dapat digunakan sebagai batas kritis ϕ_{kk} untuk menguji hipotesis dari suatu proses *white noise*.

2.2.3 Model - Model *Time Series* Stasioner

Secara umum model ARIMA dirumuskan dengan notasi ARIMA (p, d, q). p adalah orde atau derajat AR (*Autoregressive*), d adalah orde atau derajat pembeda (*Differencing*), dan q adalah orde atau derajat MA (*Moving Average*).

Menurut Box-Jenkins secara umum model *autoregressive integrated moving average* (ARIMA) adalah sebagai berikut:

Model *Autoregressive* (AR)

Model *Autoregressive* (AR) adalah model yang menerangkan bahwa suatu variabel *dependent* dapat dipengaruhi oleh variabel *dependent* itu sendiri. Data *Time series* (Z_t) dapat disajikan dalam bentuk *autoregressive* (AR):

$$Z_t = \pi_1 Z_{t-1} + \pi_2 Z_{t-2} + ... + \pi_p Z_{t-p} + a_t$$

atau

$$\pi(B) Z_t = a_t \tag{2.5}$$

Dimana $\pi(B) = 1 - \sum_{j=1}^{\infty} \pi_j B^j$ dan $1 + \sum_{j=1}^{\infty} |\pi_j| < \infty$. Suatu proses (Z_t) yang dapat ditulis dalam bentuk (2.5) dikatakan *invertible*.

Definisi 2.2.3. Proses *autoregressive* dengan $\pi_1 = \phi_1, \pi_2 = \phi_2, ..., \pi_p = \phi_p$ dan $\pi_k = 0$ untuk $k > p$ dinamakan proses *autoregressive* order p yang disingkat AR(p) atau ARIMA(p,0,0), ditulis sebagai:

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + ... + \phi_p Z_{t-p} + a_t \tag{2.6}$$

dengan:

Z_t	:	nilai variabel *dependent* orde ke t
$\phi_1, \phi_2, ..., \phi_p$	:	koefisien atau parameter dari model AR.
μ	:	konstanta
a_t	:	residual pada waktu t

Model *Moving Average* (MA)

Model *Moving Average* menunjukkan ketergantungan variabel terikat terhadap nilai-nilai residual pada waktu sebelumnya secara berurutan. Secara umum bentuk proses MA (q) mempunyai persamaan sebagai berikut:

$$Z_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - .... - \theta_q a_{t-q} \tag{2.7}$$

Persamaan (2.7) dapat ditulis menggunakan operator *backshift* menjadi

$$Z_t = \mu + (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - .... - \theta_q B^q) a_t$$

$$Z_t = \mu + \theta(B) a_t \tag{2.8}$$

dimana $\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - .... - \theta_q B^q)$.

Keterangan :

Z_t	:	nilai variabel *dependent* orde ke t.
θ_q	:	parameter MA ke q.
$a_t, a_{t-1}, ..., a_{t-q}$	:	variabel bebas
μ	:	konstanta
a_t	:	residual pada waktu t.
B	:	Pembeda.

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Proses ARIMA (p, d, q) berarti suatu runtun waktu non stasioner yang setelah diambil selisih dari lag tertentu atau dilakukan pembedaan menjadi suatu runtun waktu stasioner yang mempunyai model AR derajat p dan MA derajat q. Model ARIMA (p, d, q) dinyatakan dalam rumus sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \mu + \theta_q(B)a_t \tag{2.9}$$

dimana $\phi_p(B) = 1-\phi_1(B)-....-\phi_p B^p$ merupakan operator AR yang stasioner, $\theta_q(B) = 1-\theta_1(B)-....-\theta_q B^q$ merupakan operator MA yang invertibel.

Jika $p = 0$, maka model ARIMA (p, d, q) disebut juga *Integrated Moving Average* model dinotasikan IMA (d, q), jika $q = 0$ maka model ARIMA (p, d, q) disebut juga *Autoregressive Integrated* dinotasikan dengan ARI (p, d). Model yang dipilih hendaknya model yang paling sederhana derajatnya baik dari proses *Autoregressive* atau *Moving Average.*

2.3 Tahapan Pemodelan ARIMA

Model - model *Autoregressive Integrated Average* (ARIMA) telah dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilyn Jenkins. Model *Autoregressive* (AR) pertama kali diperkenalkan oleh Yule dan kemudian dikembangkan oleh Walker, sedangkan model *Moving Average* (MA) pertama kali digunakan oleh Slutzky. Dasar-dasar teoritis dari proses kombinasi ARMA dihasilkan oleh Wold. Wold membentuk model ARMA yang dikembangkan pada tiga arah yaitu identifikasi efisien dan prosedur penafsiran (untuk proses AR, MA, dan ARMA campuran), perluasan dari hasil tersebut untuk mencakup runtun waktu musiman *(seasonal time series)* dan pengembangan sederhana yang mencakup proses-proses non stasioner (ARIMA).

Adapun langkah-langkah pada Analisis Runtun Waktu dengan Model ARIMA (p,d,q) atau lebih dikenal dengan Metode Runtun Waktu Box-Jenkins adalah sebagai berikut:

2.3.1 Identifikasi Model

Langkah pertama dalam pembentukan model ARIMA adalah membuat plot data *time series*. Pembuatan plot data *time series* bertujuan untuk menyelidiki stasioneritas dari data *time series*. Data *time series* dapat dikatakan stasioner apabila data *time series* tersebut stasioner terhadap varians dan *mean*.

Data yang belum stasioner dalam varians maka harus dilakukan transformasi Box-Cox. Apabila data belum stasioner terhadap *mean* maka dapat dilakukan pembedaan atau *differencing* pada lag 1, lag 2, dan seterusnya sampai data stasioner dalam *mean*. Setelah data *time series* sudah stasioner terhadap varians dan *mean*, selanjutnya buat grafik ACF dan PACF dari data *time series* tersebut.

Dari grafik ACF dan PACF yang diperoleh dapat digunakan untuk mengidentifikasi model AR, MA, dan ARMA.

Tabel 2.2: Penentuan Model AR, MA, dan ARMA

Model	ACF	PACF
AR (p)	Turun cepat secara eksponensial (*Dies down*)	Terputus setelah lag p
MA (q)	Terputus setelah laq q	Turun cepat secara eksponensial
ARMA (pq)	Turun cepat setelah laq (q-p)	Turun cepat setelah lag (p-q)

2.3.2 Estimasi Parameter

Setelah mencari model sementara, maka langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap parameter-parameter dalam model tersebut. Estimasi parameter merupakan perhitungan yang dilakukan untuk mendapatkan nilai parameter suatu model. Metode yang dapat digunakan untuk menduga parameter ARMA adalah metode *least square*. Model ARMA (p, q) dinyatakan dalam bentuk :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + ... + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - ..... - \theta_q a_{t-q}$$

Model dugaan untuk ARMA (p, q) adalah:

$$\hat{Z}_t = \hat{\phi}_1 Z_{t-1} + \hat{\phi}_2 Z_{t-2} + ... + \hat{\phi}_p Z_{t-p} - \hat{\theta}_1 a_{t-1} - \hat{\theta}_2 a_{t-2} - ..... - \hat{\theta}_q a_{t-q}$$

Estimasi parameter ARMA ϕ dan θ dilakukan hingga membuat nilai jumlah kuadrat galat menjadi minim yaitu $S(\phi, \theta) = \sum_{t=1}^{n} a_t^2$.

Langkah dasar yang dapat dilakukan untuk mencari estimasi parameter menggunakan metode *least square* yaitu:

1. Membentuk suatu fungsi yaitu:

$$S(\phi, \theta) = \sum_{t=1}^{n} a_t^2 \tag{2.10}$$

2. Mendiferensialkan S terhadap parameter-parameter didalamnya dan hasilnya sama dengan nol

Setelah dilakukan estimasi parameter maka parameter yang didapat perlu diuji signifikansinya untuk mengetahui apakah parameter tersebut dapat digunakan dalam model:

1. Menentukan hipotesis
   $H_0 : \lambda = 0$ (parameter tidak signifikan dalam model).
   $H_1 : \lambda \neq 0$ (parameter signifikan dalam model)
   dengan λ : parameter dalam model ARIMA

2. Menentukan taraf signifikansi $\alpha = 0.05$

3. Menghitung nilai dari statistik uji t

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\lambda}}{SE(\hat{\lambda})}$$

4. Kriteria keputusan : tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2}$, dengan derajat bebas $db = n - m$ dimana n banyaknya data dan m adalah banyaknya parameter dalam model atau H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$.

2.3.3 Pemeriksaan Diagnosa

Setelah melakukan penaksiran nilai-nilai parameter dari model ARIMA sementara, perlu dilakukan pemeriksaan diagnosa untuk membuktikan bahwa model tersebut telah memadai.

Pemeriksaan diagnosa meliputi Uji Kenormalan dan autokorelasi pada residu. Uji kenormalan yang akan dilakukan adalah uji kolmogorov smirnov, sedangkan untuk menguji ada tidaknya autokorelasi pada residu digunakan uji Ljung Box. Berikut adalah beberapa langkah yang dilakukan pada masing−masing uji.

Uji terpenuhinya asumsi−asumsi pemodelan, antara lain:

1. Uji Ljung Box

   Uji Ljung Box digunakan untuk mendeteksi ada tidaknya autokorelasi residual antar lag. Langkah-langkah uji Ljung Box adalah:

   (a) Rumusan hipotesis

   $H_0 : \rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_k = 0$ (tidak ada autokorelasi hingga lag ke k)

   H_1 : minimal ada satu $\rho_1 \neq 0$, untuk $i = 1, 2, ..., k$ (paling tidak terdapat 1 pasang lag yang autokorelasi).

   (b) Menentukan taraf signifikan atau α.

(c) Menentukan statistik uji

Statistik uji yang digunakan yaitu:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}(n-k)^{-1}\hat{\rho}_k^2 \tag{2.11}$$

dengan,

k	:	selisih lag
K	:	banyak lag yang diuji
$\hat{\rho}_k$	:	autokorelasi residual periode k

(d) Menentukan kriteria keputusan

- Jika $Q \leq \mathcal{X}^2_{(\alpha,df)}$, maka α independen (model diterima).

- Jika $Q > \mathcal{X}^2_{(\alpha,df)}$, maka α dependen (model tidak diterima).

2. Uji normalitas residual

Uji normalitas residual dilakukan untuk melihat kenormalan dari residual. Model dikatakan baik jika residualnya berdistribusi normal. Untuk menguji normalitas residual dapat digunakan uji hipotesis, diantaranya uji Jarque-Bera, uji Kolmogorov-Smirnov ($n > 50$) dan uji Shapiro-Wilk ($n < 50$). Uji normalitas residual digunakan untuk memeriksa apakah suatu residual a_t mempunyai distribusi normal atau tidak. Rumusan hipotesis yang digunakan adalah:

- H_0 : residual a_t berdistribusi normal

- H_1 : residual a_t tidak berdistribusi normal.

Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji Kolmogorov Smirnov dengan formula sebagai berikut:

$$D = KS = max|F_0(X) - S_n(X)j|$$

dengan:

$F_0(X)$	:	fungsi distribusi kumulatif pembanding
$S_n(X)$	:	fungsi distribusi kumulatif observasi.

Kriteria pengujian:

- Jika $D_{hit} < D_{tabel}$, maka distribusi sampel sesuai dengan distribusi pembanding.

- Jika $D_{hit} \geq D_{tabel}$, maka distribusi sampel tidak sesuai dengan distribusi pembanding.

2.3.4 Kriteria Pemilihan

Prinsip Parsimony

Prinsip parsimony merupakan penentuan pemilihan model dan yang dipilih adalah model yang paling sederhana. Dalam pemodelan data *time series*, dapat dimungkinkan bahwa ada lebih dari satu model yang dapat menggambarkan data tersebut. Jika terdapat lebih dari satu kemungkinan model, maka prinsip parsimony dapat dilakukan dengan memilih nilai orde $AR(p)$ dan $MA(q)$ sesederhana mungkin.

Akaikes Information Criterion (AIC)

Selain menggunakan prinsip parsimony, kriteria pemilihan model terbaik dapat menggunakan AIC. Pada pemilihan model terbaik menggunakan AIC, model terbaik yaitu model yang memiliki nilai AIC yang minimal. Formula untuk AIC adalah sebagai berikut:

$$AIC = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{2}{n} r$$

dengan:

ln	:	Logaritma natural
$\hat{\sigma}^2$	:	residual dari jumlah kuadrat dibagi n
n	:	banyaknya pengamatan
r	:	jumlah parameter pada model ARIMA

2.3.5 Peramalan Model ARIMA

Model ARIMA yang terbaik dapat digunakan untuk peramalan. Tujuan dilakukannya peramalan untuk memperbesar peluang mendapatkan keuntungan dan memperkecil terjadinya kerugian. Untuk peramalan, misalkan pada $t = n$ terdapat data $Z_n, Z_{n-1}, Z_{n-2}, ...$ dan akan meramalkan l langkah ke depan Z_{n+l} dengan penduga untuk Z_{n+l} adalah $\widehat{Z}_n(l)$ yaitu:

$$\widehat{Z}_n(l) = E(Z_{n+l}|Z_n, Z_{n-1}, Z_{n-2}, ...)$$

Model ARIMA pada Persamaan (2.5) dapat dituliskan sebagai proses AR yaitu:

$$\pi(B)Z_{n+l} = a_{n+l}$$

dimana

$$\pi(B) = 1 - \sum_{j=1}^{\infty} \pi_j B^j = \frac{\phi_p(B)(1-B)^d}{\theta_q(B)}$$

$$\pi(B)Z_{n+l} = \frac{\phi_p(B)(1-B)^d}{\theta_q(B)} Z_{n+l} = a_{n+l}$$

atau

$$Z_{n+l} = \sum_{j=1}^{\infty} \pi_j Z_{n+l-j} + a_{n+l}$$

Jadi penduga $\widehat{Z}_n(l)$ adalah

$$\widehat{Z}_n(l) = \sum_{j=1}^{\infty} \pi_j Z_n(l-j) \tag{2.12}$$

2.4 Analisis Intervensi

Analisis intervensi merupakan metode yang digunakan untuk menjelaskan efek dari suatu intervensi yang dipengaruhi oleh faktor eksternal atau internal pada data *time series*. Kejadian luar yang disebut intervensi misalnya kebijakan pemerintah, promosi, perang, hari libur, bencana alam, dan sebagainya. Misalkan terdapat suatu data *time series* inflasi suatu negara, pada waktu tertentu ditetapkan suatu kebijakan yaitu kenaikan harga BBM (Bahan Bakar Minyak). Adanya kebijakan tersebut, dimungkinkan bisa berdampak pada inflasi. Analisis intervensi digunakan untuk menganalisis data *time series* apabila waktu intervensi diketahui. Namun, apabila suatu kejadian luar tersebut tidak diketahui waktunya, maka digunakan metode deteksi outlier yaitu suatu metode analisis time series yang digunakan untuk menganalisis data time series yang dipengaruhi oleh suatu kejadian yang tidak diketahui waktunya. Data outlier adalah data yang terdapat pencilan didalamnya.

Tujuan dari analisis intervensi adalah untuk mengevaluasi pengaruh dari peristiwa-peristiwa eksternal terhadap data *time series*. Untuk suatu proses yang mengikuti model ARIMA (p, d, q), bentuk persamaan (2.9) dituliskan sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t$$

atau

$$Z_t = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d}a_t \tag{2.13}$$

dengan,

$$\begin{aligned}\phi_p(B) &= 1 - \phi_1(B) - .... - \phi_p B^p \\ \theta_q(B) &= 1 - \theta_1(B) - ..... - \theta_q B^q\end{aligned}$$

B merupakan operasi mundur, yaitu $B^k Z_t = Z_{t-k}$. Jika didefinisikan suatu $N_t = \dfrac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d}a_t$, maka persamaan (2.13) dapat ditulis dalam bentuk $Z_t = N_t$. Dimana N_t merupakan model ARIMA.

Definisi 2.4.1. Misal Y_t adalah variabel respons pada saat t. Model umum untuk analisis intervensi adalah:

$$Y_t = f(I_t) + N_t \tag{2.14}$$

Keterangan:

$f(I_t)$: variabel intervensi

N_t : Model yang mengikuti ARIMA (p, d, q).

Fungsi $f(I_t)$ adalah fungsi intervensi dari variabel intervensi pada waktu t, variabel intervensi I_t akan bernilai 0 pada saat tidak ada pengaruh intervensi dan bernilai 1 pada saat ada pengaruh intervensi.

2.4.1 Fungsi Intervensi

Definisi 2.4.2. Fungsi intervensi dari suatu intervensi secara umum sebagai berikut :

$$f(I_t) = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t \tag{2.15}$$

Keterangan:

$\omega_s(B)$	:	operator dari orde s
$\delta_r(B)$	:	operator dari orde r
$f(I_t)$	:	variable intervensi

Maka $\omega_s(B)$ dan $\delta_r(B)$ dapat didefinisikan sebagai berikut:

$\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1 B - .... - \omega_s B^s$.

$\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - .... - \delta_r B^r$.

Konstanta b, s, r menyatakan efek dari suatu intervensi. Orde b adalah waktu tunda mulai berpengaruhnya intervensi terhadap data. Orde s menunjukkan derajat fungsi ω dan juga menyatakan waktu yang dibutuhkan agar efek intervensi menjadi stabil. Orde r menunjukkan derajat fungsi δ dan juga menyatakan suatu pola dari efek intervensi yang menerangkan bahwa Y_t berkaitan dengan masa lalu. Maka model intervensi dapat ditulis dengan persamaan berikut:

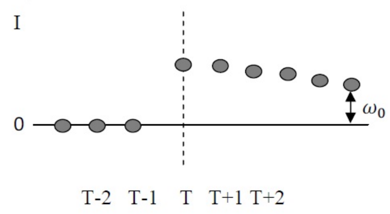
$$Y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t + N_t \tag{2.16}$$

Orde (b, s, r) dapat diketahui dari grafik residual model ARIMA data sebelum intervensi. Beberapa contoh pola pengaruh fungsi intervensi, Misalkan I_t adalah variabel intervensi yang bernilai 0 untuk $t < T$ dan bernilai 1 untuk $t \geq T$:

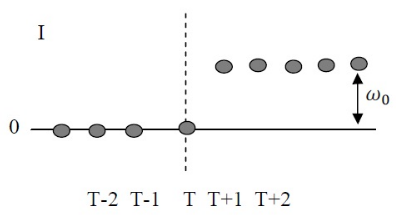
1. *Abrupt, Permanent*

   Pola seperti ini menunjukkan adanya perubahan data *time series* pada saat intervensi yang terjadi secara langsung (*abrupt*) dan perubahan tetap ada (*permanent*) setelah terjadinya intervensi. Bentuk fungsi intervensi yang digunakan adalah :

   (a) $f(I_t) = \omega_0 S_t^{(T)}$



   (b) $f(I_t) = \omega_0 B S_t^{(T)}$



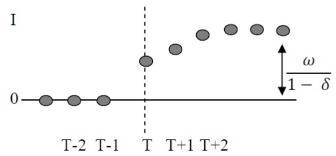
Gambar 2.1: Pola *abrupt*, *permanent*

Pada Gambar 2.1 (a) dapat dilihat pengaruh intervensi langsung dirasakan saat t=T, sedangkan (b) pengaruh intervensi dirasakan setelah t=T

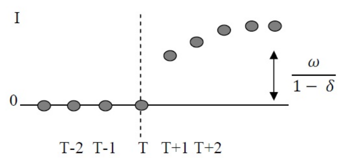
2. *Gradual, Permanent*

   Pola seperti ini menunjukkan adanya perubahan data *time series* secara perlahan (*gradual*) dan perubahan tersebut tetap ada (*permanent*) setelah terjadinya intervensi. Bentuk fungsi intervensi yang digunakan adalah:

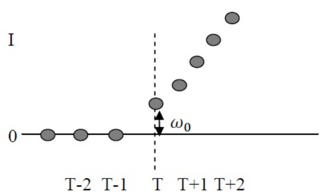
   (a) $f(I_t) = \dfrac{\omega_0}{1-\delta_1 B} S_t^{(T)}$



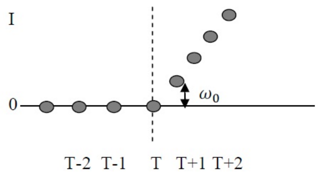
   (b) $f(I_t) = \dfrac{\omega_0 B}{1-\delta_1 B} S_t^{(T)}$



   (c) $f(I_t) = \dfrac{\omega_0}{1-B} S_t^{(T)}$



(d) $f(I_t) = \dfrac{\omega_0 B}{1-B} S_t{}^{(T)}$



Gambar 2.2: Pola *gradual*, *permanent*

Pada Gambar 2.2 (a) dapat dilihat pengaruh intervensi langsung dirasakan saat t=T, (b) pengaruh intervensi dirasakan setelah t=T, (c) pengaruh intervensi terjadi saat t=T dan terus bertambah sampai waktu t=T+k, dan (d) pengaruh intervensi terjadi setelah t=T dan terus bertambah sampai waktu t=T+k

Untuk menentukan identifikasi orde intervensi. Selain menggunakan grafik pola respons intervensi pada Gambar 2.1 dan 2.2, identifikasi orde intervensi dapat dilihat dari grafik residual antara hasil peramalan data N_t dengan data $t \geq 61$.

Secara umum ada 2 macam analisis intervensi, yaitu analisis intervensi fungsi *step* dan analisis intervensi fungsi *pulse*. Analisis intervensi fungsi *step* dapat digunakan pada saat terjadinya intervensi yang bersifat jangka panjang seperti, kebijakan pemerintah, pergantian presiden, dan kebijakan perusahaan. Analisis fungsi *pulse* digunakan pada intervensi yang bersifat sementara seperti, bencana alam, bom, perang, dan promo potongan harga.

2.4.2 Analisis Intervensi Fungsi *Step*

Fungsi *step* adalah suatu jenis intervensi yang terjadi dalam jangka panjang. Analisis intervensi fungsi *step* digunakan dalam analisis intervensi untuk suatu intervensi yang terjadi pada waktu T dan seterusnya dalam waktu yang panjang. Fungsi *step* biasanya digunakan dalam analisis intervensi dengan intervensinya adalah kebijakan. Secara matematik fungsi *step* dimodelkan sebagai berikut :

$$I_t = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0 \quad \text{untuk} \quad t < T \\ 1 \quad \text{untuk} \quad t \geq T \end{cases} \tag{2.17}$$

Definisi 2.4.3. Berdasarkan model intervensi pada persamaan (2.16) dan model fungsi *step* pada persamaan (2.17), maka model intervensi fungsi *step* secara umum ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b S_t^{(T)} + N_t \tag{2.18}$$

Contoh 2.4.1. misal suatu model intervensi fungsi *step* dengan orde $b = 2, s = 1$, dan $r = 0$. Dari persamaan (2.18) dapat diperoleh model intervensi.

$$Y_t = \frac{\omega_1(B)}{\delta_0(B)} B^2 S_t^{(T)} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} a_t$$
$$Y_t = (\omega_0 - \omega_1 B) B^2 S_t^{(T)} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} a_t$$

Dampak intervensi fungsi *step* adalah

$$f(I_t) = (\omega_0 - \omega_1 B) B^2 S_t^{(T)}$$
$$f(I_t) = \omega_0 S_{t-2} - \omega_1 S_{t-3} \tag{2.19}$$

Sehingga dampak intervensi fungsi *step* dalam persamaan (2.19) juga bisa ditulis sebagai:

$$f(I_t) = \begin{cases} 0 & , t < T+2 \\ \omega_0 & , t = T+2 \\ \omega_0 - \omega_1 & , t = T+k, k > 2 \end{cases}$$

BAB III

PEMBAHASAN

Pada bab ini, akan dibahas mengenai pembentukan model intervensi dan aplikasi penggunaan analisis intervensi pada data indeks harga konsumen.

3.1 Pemodelan Intervensi

3.1.1 Pengelompokkan Data Deret Waktu

Saat waktu intervensi T telah diketahui, langkah pertama dalam analisis intervensi adalah mengelompokan data deret waktu menjadi dua bagian yaitu, data deret waktu sebelum intervensi $t < T$ dan data deret waktu setelah intervensi $t \geq T$. Data deret waktu sebelum intervensi akan digunakan untuk memodelkan N_t yang mengikuti prosedur dari pemodelan ARIMA. Kemudian, hasil dari peramalan N_t pada saat $t \geq T$ akan digunakan untuk mengidentifikasi orde intervensi.

3.1.2 Pemodelan ARIMA untuk data sebelum intervensi

Pemodelan ARIMA pada tahap ini dilakukan pada data sebelum terjadinya intervensi menggunakan langkah-langkah pembentukkan model ARIMA. Model ARIMA (p, d, q) yang diperoleh melalui persamaan (2.13) adalah:

$$Z_t = \frac{\theta_q(B)a_t}{\phi_q(B)(1-B)^d}$$

Pemodelan ARIMA data deret waktu sebelum intervensi Nt dilakukan dalam beberapa tahapan seperti yang ada dalam Sub-Bab 2.3, yaitu:

1. Identifikasi Model
2. Estimasi Parameter Model
3. Diagnosis Model
4. Kriteria Pemilihan Model

3.1.3 Mengidentifikasi Orde intervensi

Setelah mendapatkan model ARIMA yang cukup memadai, selanjutnya model N_t akan digunakan untuk mengidentifikasi orde intervensi dengan cara mengamati pola residual yang terjadi antara hasil peramalan N_t dengan Y_t pada saat $t \geq T$. Identifikasi orde intervensi ini dilakukan untuk membentuk fungsi intervensi $f(I_t) = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} I_t{}^{(T)}$ yang memperlihatkan adanya perubahan data akibat suatu intervensi. Orde (b, s, r) dapat diketahui dengan melihat grafik residual. Nilai b ditentukan dengan melihat kapan efek intervensi mulai terjadi,nilai s ditentukan dari waktu *delay* yang diperlukan agar data kembali stabil dihitung dari waktu terjadinya intervensi, dan r merupakan r *time lag* berikutnya (setelah b dan s).

3.1.4 Estimasi Parameter Model Intervensi

Estimasi parameter model intervensi diperoleh dari bentuk umum model intervensi :

$$Y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} a_t \tag{3.1}$$

Dengan cara menyamakan penyebut, maka persamaan (3.1) dapat ditulis sebagai :

$$\delta_r(B)\phi_p(B)(1-B)^dY_t = \phi_p(B)\omega_s(B)(1-B)^dI_t + \delta_r(B)\theta_q(B)a_t \qquad (3.2)$$

atau sama dengan

$$a(B)Y_t = b(B)B^bI_t + c(B)a_t \qquad (3.3)$$

dengan,

$$a(B) = \delta_r(B)\phi_p(B)(1-B)^d = (1 - a_1B - a_2B^2 - ... - a_{p+r}B^{p+r})(1-B)^d$$

$$b(B) = \phi_p\omega_s(B)(1-B)^d = (b_0 - b_1B - b_2B^2 - ... - b_{p+s}B^{p+s})(1-B)^d$$

$$c(B) = \delta_r(B)\theta_q(B) = 1 - c_1B - .... - c_{r+q}B^{r+q}$$

maka diperoleh nilai *error*nya yaitu :

$$a_t = \frac{a(B)Y_t - b(B)I_{t-b}}{c(B)} \qquad (3.4)$$

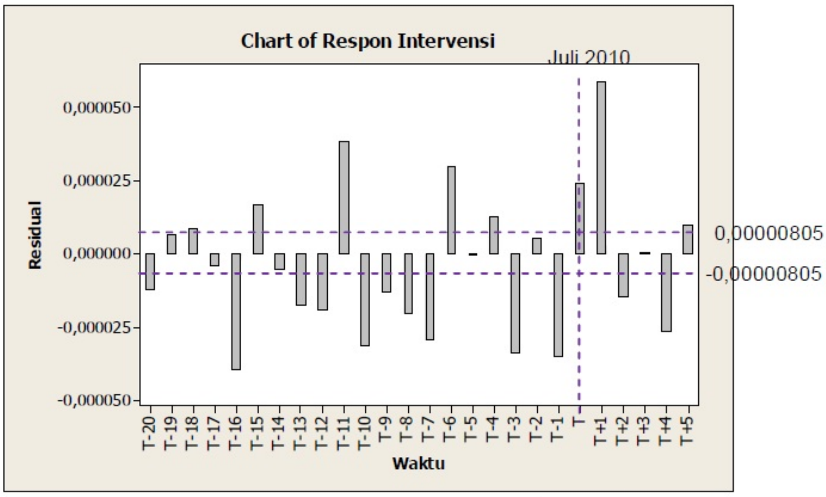
Menggunakan persamaan (3.4) fungsi yang diperoleh adalah :

$$S(\delta,\omega,\phi,\theta) = \sum_{t=1}^{n}\left[\frac{\delta_r(B)\phi_p(B)Y_t - \phi_p(B)\omega_s(B)I_{t-b}}{\delta_r(B)\theta_q(B)}\right]^2 \qquad (3.5)$$

Metode *least square* digunakan untuk memperoleh estimasi parameter model intervensi dapat meminimumkan :

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

Contoh 3.1.1. Misalkan $t = T$ adalah waktu tejadinya intervensi. Anggap N_t memenuhi model ARIMA(0,1,1) dengan intervensi orde $b = 1$, $s = 1$, dan $r = 0$.



Gambar 3.1: Contoh grafik respons intervensi

Intervensi orde $b = 1$, $s = 1$, dan $r = 0$ menunjukkan bahwa pada T+1, dampak intervensi dapat dirasakan pada data oleh karena itu dipilih orde b = 1. Respons intervensi kembali stabil atau grafik berada di dalam batas signifikansi setelah T+2, oleh karena itu dipilih s = 1 dihitung dari dampak intervensi mulai dirasakan. Setelah itu respons telah membentuk pola maka r = 0. Bentuk umum model intervensi dilihat dari persamaan:

$$Y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b {S_t}^{(T)} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} a_t$$

Persamaan Model ARIMA (0,1,1) adalah:

$$\begin{aligned}
Z_t &= Z_{t-1} + a_t - \hat{\theta}_1 a_{t-1} \\
Z_t - Z_{t-1} &= a_t - \hat{\theta}_1 a_{t-1} \\
(1-B)Z_t &= (1-\hat{\theta}_1 B)a_t \\
Z_t &= \frac{(1-\hat{\theta}_1 B)}{(1-B)} a_t
\end{aligned}$$

Persamaan model intervensi dengan orde $b = 1$, $s = 1$, dan $r = 0$:

$$\begin{aligned}
Y_t &= \frac{\omega_1(B)}{\delta_0(B)} B^1 S_t{}^{(T)} + \frac{(1-\hat{\theta}_1 B)}{(1-B)} a_t \\
Y_t &= (\hat{\omega}_0 - \hat{\omega}_1 B) B S_t{}^{(T)} + \frac{(1-\hat{\theta}_1 B)}{(1-B)} a_t \\
Y_t &= \frac{(1-B)[(\hat{\omega}_0 - \hat{\omega}_1 B)B] S_t{}^{(T)} + (1-\hat{\theta}_1 B) a_t}{(1-B)} \\
(1-B)Y_t &= (1-B)[(\hat{\omega}_0 - \hat{\omega}_1 B)B] S_t{}^{(T)} + (1-\hat{\theta}_1 B) a_t \\
Y_t - Y_{t-1} &= \hat{\omega}_0 S_{t-1}{}^{(T)} - \hat{\omega}_0 S_{t-2}{}^{(T)} - \hat{\omega}_1 S_{t-2}{}^{(T)} + \hat{\omega}_1 S_{t-3}{}^{(T)} + a_t \\
&\quad -\hat{\theta}_1 a_{t-1} \\
Y_t &= Y_{t-1} + [\hat{\omega}_0 (S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] - [\hat{\omega}_1 (S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] \\
&\quad + a_t - \hat{\theta}_1 a_{t-1}
\end{aligned}$$

Sehingga diperoleh galat,

$$a_t = Y_t - Y_{t-1} - [\hat{\omega}_0 (S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] + [\hat{\omega}_1 (S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] + \hat{\theta}_1 a_{t-1}$$

Estimasi parameter pada model ARIMA(0,1,1) dengan intervensi orde $b = 1$, $s = 1$, dan $r = 0$ dilakukan dengan mencari nilai $\hat{\theta}_1, \hat{\omega}_0, \hat{\omega}_1$ dari meminimalkan jumlah kuadrat galat (*error*). Fungsi yang dibentuk ARIMA (0,1,1) dengan intervensi orde $b = 1$, $s = 1$, dan $r = 0$ adalah:

$$S(\hat{\theta}_1, \hat{\omega}_0, \hat{\omega}_1) = \sum_{t=1}^{n} a_t{}^2$$

$$
\begin{aligned}
S(\hat{\theta}_1, \hat{\omega}_0, \hat{\omega}_1) &= \sum_{t=1}^{n} [Y_t - Y_{t-1} - [\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] + \\
&\quad [\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] + \hat{\theta}_1 a_{t-1}]^2 \\
&= \sum_{t=1}^{n} Y_t^2 - Y_t Y_{t-1} - Y_t[\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] \\
&\quad + Y_t[\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] + \hat{\theta}_1 Y_t a_{t-1} \\
&\quad - Y_t Y_{t-1} + Y_{t-1}{}^2 + Y_{t-1}[\hat{\theta}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] \\
&\quad - Y_{t-1}[\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] - Y_{t-1}\hat{\theta}_1 a_{t-1} - Y_t \\
&\quad [\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] + Z_{t-1}[\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] \\
&\quad + [\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})]^2 - [\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] \\
&\quad [\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] - \hat{\theta}_1 a_{t-1}[\omega_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] \\
&\quad + Y_t[\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] - Y_{t-1}[\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] \\
&\quad [\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})][\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] \\
&\quad + [\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})]^2 + \hat{\theta}_1 a_{t-1}[\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] \\
&\quad + Y_t \hat{\theta}_1 a_{t-1} - Y_{t-1}\hat{\theta}_1 a_{t-1} - \hat{\theta}_1 a_{t-1}[\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] \\
&\quad + \hat{\theta}_1 a_{t-1}[\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] + (\hat{\theta}_1 a_{t-1})^2]
\end{aligned}
$$

$$
\begin{aligned}
S(\hat{\theta}_1, \hat{\omega}_0, \hat{\omega}_1) &= \sum_{t=1}^{n} [Y_t^2 - 2Y_t Y_{t-1} - 2Y_t[\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] + 2Y_t \\
&\quad [\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] + 2\hat{\theta}_1 Y_t a_{t-1} + Y_{t-1}{}^2 + 2Y_{t-1} \\
&\quad [\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})] - 2Y_{t-1}[\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] - \\
&\quad 2Y_{t-1}\hat{\theta}_1 a_{t-1} + [\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})]^2 - 2[\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - \\
&\quad S_{t-2}{}^{(T)})][\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})] - 2a_{t-1}[\hat{\omega}_0(S_{t-1}{}^{(T)} - \\
&\quad S_{t-2}{}^{(T)})] + [\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})]^2 + 2a_{t-1}[\hat{\omega}_1(S_{t-2}{}^{(T)} \\
&\quad - S_{t-3}{}^{(T)})] + (\hat{\theta}_1 a_{t-1})^2]
\end{aligned}
$$

Langkah kedua, didiferensialkan dan disamakan dengan nol menjadi:

$$\begin{aligned}\frac{\partial S}{\partial \hat{\omega}_0} &= \sum_{t=1}^{n}[-2Y_t({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)}) + 2Y_{t-1}({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)}) + \\ &\quad 2\hat{\omega}_0({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)})^2 - 2\omega_1({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)}) - 2a_{t-1} \\ &\quad ({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)})]\end{aligned}$$

$$\frac{\partial S}{\partial \hat{\omega}_0} = 0$$

$$\begin{aligned}\hat{\omega}_0 &= \sum_{t=1}^{n} \frac{2Y_t({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)}) - 2Y_{t-1}({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)})}{2({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)})^2} \\ &\quad \frac{+2\omega_1({S_{t-2}}^{(T)} - {S_{t-3}}^{(T)}) + 2a_{t-1}({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)})}{2({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)})^2}\end{aligned} \tag{3.6}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial S}{\partial \hat{\theta}_1} &= \sum_{t=1}^{n} 2Y_t a_{t-1} - 2Y_{t-1}a_{t-1} - 2a_{t-1}[\hat{\omega}_0({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)})] + 2a_{t-1} \\ &\quad [\omega_1({S_{t-2}}^{(T)} - {S_{t-3}}^{(T)})] + a\hat{\theta}_1 a_{t-1}^2\end{aligned}$$

$$\frac{\partial S}{\partial \hat{\theta}_1} = 0$$

$$\begin{aligned}\hat{\theta}_1 &= \sum_{t=1}^{n} \frac{2Y_{t-1}a_{t-1} + 2a_{t-1}[\hat{\omega}_0({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)})] - 2Y_t a_{t-1}}{2{a_{t-1}}^2} \\ &\quad \frac{-2a_{t-1}[\omega_1({S_{t-2}}^{(T)} - {S_{t-3}}^{(T)})]}{2{a_{t-1}}^2}\end{aligned} \tag{3.7}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial S}{\partial \hat{\omega}_1} &= \sum_{t=1}^{n}(-2Y_t({S_{t-2}}^{(T)} - {S_{t-3}}^{(T)}) + 2Y_{t-1}({S_{t-2}}^{(T)} - {S_{t-3}}^{(T)}) - \\ &\quad 2[\hat{\omega}_0({S_{t-1}}^{(T)} - {S_{t-2}}^{(T)})] + 2\hat{\omega}_1({S_{t-2}}^{(T)} - {S_{t-3}}^{(T)}) + \\ &\quad 2a_{t-1}({S_{t-2}}^{(T)} - {S_{t-3}}^{(T)}))\end{aligned}$$

$$\frac{\partial S}{\partial \hat{\omega}_1} = 0$$

$$\begin{aligned}\hat{\omega}_1 &= \sum_{t=1}^{n} \frac{2Y_t S_{t-2}{}^{(T)} - 2Y_t S_{t-3}{}^{(T)} - 2Y_{t-1} S_{t-2}{}^{(T)}}{2(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})} \\ &\quad \frac{+2Y_{t-1} S_{t-3}{}^{(T)} + 2\hat{\omega}_0 S_{t-1}{}^{(T)} - 2\hat{\omega}_0 S_{t-2}{}^{(T)}}{2(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})} \\ &\quad \frac{-2\hat{\theta}_1 a_{t-1} S_{t-2}{}^{(T)} + 2a_{t-1} S_{t-3}{}^{(T)}}{2(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})} \end{aligned} \tag{3.8}$$

Berdasarkan persamaan (3.6), (3.7), dan (3.8), maka estimasi parameter untuk $\hat{\theta}_1, \hat{\omega}_0, \hat{\omega}_1$ dapat diperoleh sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_1 = \sum_{t=1}^{n} \frac{Y_{t-1} - Y_t}{a_{t-1}} \tag{3.9}$$

$$\hat{\omega}_0 = \frac{2\sum_{t=1}^{n} Y_t - 2\sum_{t=1}^{n} Y_{t-1}}{(S_{t-1}{}^{(T)} - S_{t-2}{}^{(T)})} \tag{3.10}$$

$$\hat{\omega}_1 = \sum_{t=1}^{n} \frac{2\sum_{t=1}^{n} Y_t - 2\sum_{t=1}^{n} Y_{t-1}}{(S_{t-2}{}^{(T)} - S_{t-3}{}^{(T)})} \tag{3.11}$$

Setelah diketahui estimasi parameternya maka parameter tersebut perlu diuji signifikansinya untuk mengetahui apakah parameter tersebut dapat dimasukkan dalam model.

3.1.5 Pemeriksaan Diagnosis Model Intervensi

Setelah mencari estimasi parameter intervensi, langkah selanjutnya adalah pemeriksaan diagnosis dari model yang sudah cukup memadai. Pemeriksaan diagnosis kelayakan model dilakukan dengan menguji autokorelasi residual dan kenormalan residual. Jika model memenuhi kedua uji yaitu residual *independent* dan residual berdistribusi normal, maka model intervensi layak untuk digunakan.

3.2 Peramalan dengan Model Intervensi

Setelah dilakukan pemeriksaan diagnosis dan disimpulkan bahwa model layak untuk digunakan, maka model intervensi tersebut dapat digunakan untuk peramalan. Misal $t = n$ terdapat $Y_n, Y_{n-1}, Y_{n-2}, ..$ dan akan meramalkan l langkah ke depan Y_{n+l} dari Persamaan (2.14) diperoleh:

$$Y_{n+l} = X_{n+l} + N_{n+l} \tag{3.12}$$

dengan $X_t = f(I_t)$ adalah pengaruh intervensi pada waktu t dan N_t adalah model ARIMA. Jika Y_t merupakan data yang mengandung intervensi maka untuk meramalkan data tersebut selain dibutuhkan peramalan data N_t dibutuhkan juga *future value* dari pengaruh intervensi $f(I_t)$, sehingga penduga $\widehat{Y}_n(l)$ adalah:

$$\begin{aligned} \widehat{Y}_n(l) &= E(Y_{n+l}|Y_n, Y_{n-1}, Y_{n-2}, ...) \\ &= E(X_{n+l}|X_n, X_{n-1}, X_{n-2}, ...) \\ &\quad + E(N_{n+l}|N_n, N_{n-1}, N_{n-2}, ...) \end{aligned} \tag{3.13}$$

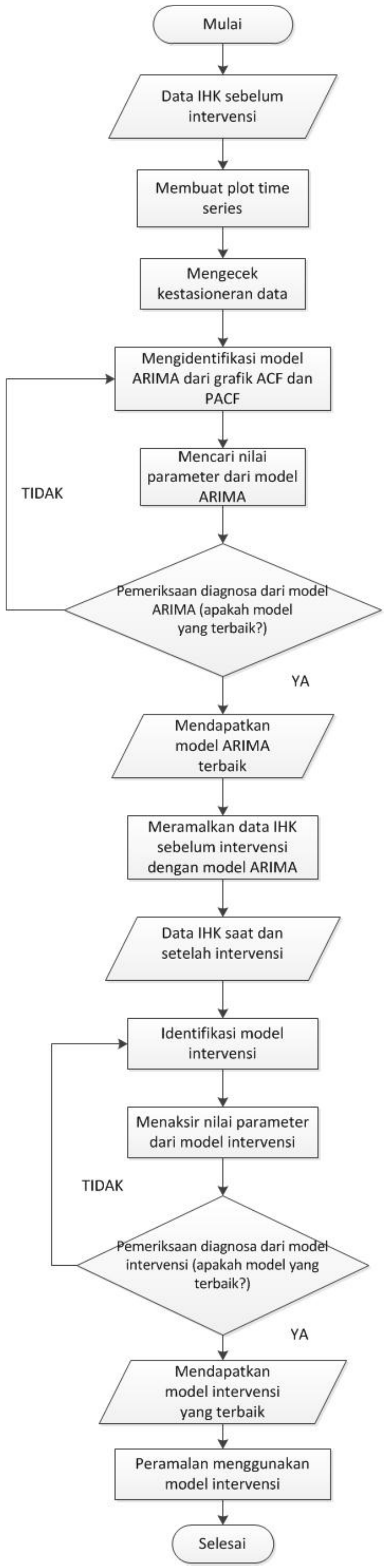
Berdasarkan Persamaan (2.15), di dapat *future value* dari pengaruh intervensi X_{n+l} sebagai berikut:

$$X_{n+l} = \sum_{i=0}^{\infty} k_i I_{n+l-i} \tag{3.14}$$

sehingga penduga $\widehat{Y}_n(l)$ yang mengandung intervensi adalah

$$\widehat{Y}_n(l) = \sum_{i=0}^{\infty} k_i I_n(l-i) + \sum_{j=1}^{\infty} \pi_j \widehat{N}_n(l-j) \tag{3.15}$$

Berdasarkan prosedur pembentukan model intervensi, maka dapat digambarkan diagram alir pemodelan intervensi seperti pada Gambar 3.2:



Gambar 3.2: Diagram Alir Pemodelan Intervensi Fungsi *Step*

3.3 Aplikasi Penggunaan Analisis Intervensi

3.3.1 Analisis Deskriptif Data Indeks Harga Konsumen

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah suatu indeks yang mengukur harga rata-rata dari barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga. Penghitungan indeks harga konsumen dilakukan untuk mengetahui perubahan harga dari sekelompok barang atau jasa yang pada umumnya dikonsumsi masyarakat. Perubahan IHK dari setiap periode dapat menggambarkan inflasi atau deflasi dari barang/jasa yang dikonsumsi masyarakat sehari-hari. Berikut ini adalah data Indeks Harga Konsumen dari bulan Januari 2009 sampai dengan bulan Juli 2016 (sumber: www.bps.go.id/linkTabelStatis/view/id/907):

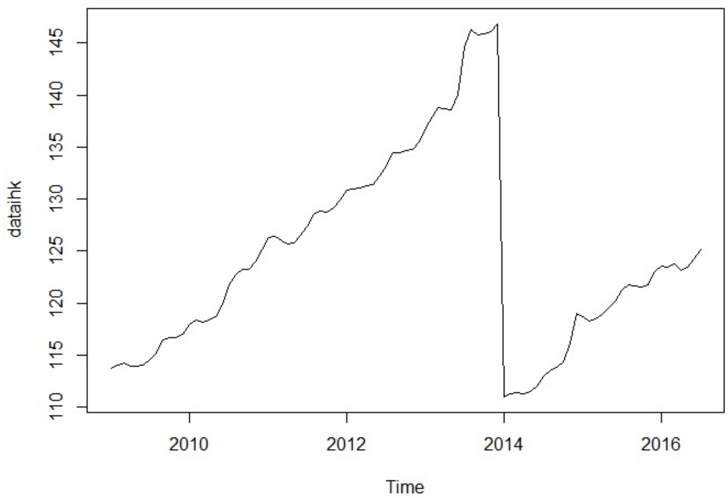
Tabel 3.1: Indeks Harga Konsumen di Indonesia bulan Januari 2009-Juli 2016

Bulan	Tahun							
	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
januari	113.78	118.01	126.29	130.9	136.88	110,99	118.71	123.62
februari	114.02	118.36	126.46	130.96	137.91	111.28	118.28	123.51
maret	114.27	118.19	126.05	131.05	138.78	111.37	118.48	123.75
april	113.92	118.37	125.66	131.32	138.64	111.35	118.91	123.19
mei	113.97	118.71	125.81	131.41	138.6	111.53	119.50	123.48
juni	114.1	119.86	126.5	132.23	140.03	112.01	120.14	124.29
juli	114.61	121.74	127.35	133.16	144.63	113.05	121.26	125.15
agustus	115.25	122.67	128.54	134.43	146.25	113.58	121.73	
september	116.46	123.21	128.89	134.45	145.74	113.89	121.67	
oktober	116.68	123.29	128.74	134.67	145.87	114.42	121.57	
november	116.65	124.03	129.18	134.76	146.04	116.14	121.82	
desember	117.03	125.17	129.91	135.49	146.84	119	122.99	

Data Indeks Harga Konsumen merupakan data *time series* yang di dalam nya seringkali ditemukan fluktuasi naik maupun turun. Dapat dilihat dari Gambar 3.3 yang merupakan plot data indeks harga konsumen di Indonesia dari bulan

Januari 2009 sampai dengan Juli 2016.

Pada data IHK terdapat fluktuasi ekstrim yaitu pada bulan Januari 2014 (T = 61) nilai indeks harga konsumen menurun secara drastis. Pada bulan Januari 2014 merupakan waktu terjadinya intervensi karena pada tahun tersebut terjadi perubahan tahun dasar untuk menghitung indeks harga konsumen. Di Indonesia mulai Januari 2014 menggunakan tahun dasar 2012 = 100 dan mencakup 82 kota sebelumnya menggunakan tahun dasar 2007 = 100 dan hanya mencakup 66 kota. Data IHK ini kemudian dikelompokkan menjadi dua yaitu data sebelum intervensi (N_t) untuk waktu $t < 61$ dan data sesudah intervensi pada waktu $t \geq 61$.

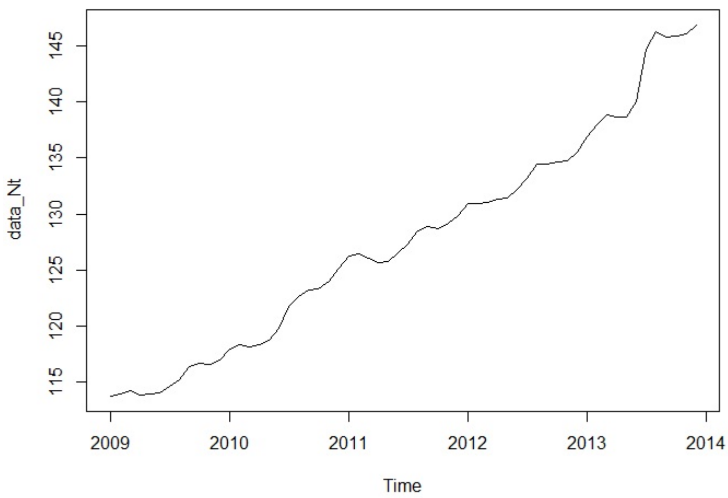


Gambar 3.3: Plot Data IHK di Indonesia bulan Januari 2009-Juli 2016

3.3.2 Pembentukan Model ARIMA pada Data Sebelum Intervensi

Langkah 1 : Identifikasi Model

Data IHK yang dibutuhkan untuk membentuk model ARIMA adalah data IHK sebelum terjadinya intervensi yaitu pada waktu $t < 61$. Dari Gambar 3.4 dapat dilihat bahwa plot data IHK sebelum terjadi intervensi mengikuti perubahan waktu. Pola data seperti ini mengidentifikasi bahwa data IHK sebelum terjadi intervensi mengalami *trend* naik, sehingga data sebelum intervensi (N_t) belum stasioner.

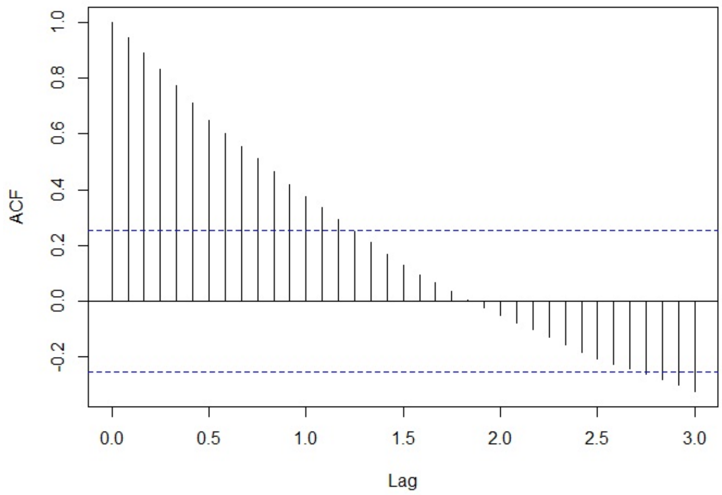


Gambar 3.4: Plot Data IHK di Indonesia sebelum terjadi intervensi

Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila data tersebut stasioner dalam varians dan *mean*. Stasioneritas data dalam varians akan diselidiki menggunakan Box-Cox transformasi. Nilai lambda yang diperoleh dalam Box-Cox transformasi mempengaruhi formula transformasi yang akan digunakan untuk mengubah data asli menjadi data transformasi agar nilai lambda (λ)=1.

Pada data IHK dari bulan Januari 2009 sampai Desember 2013 bersifat tidak stasioner. Hal ini diperlihatkan dari nilai lambda pada Box Cox dengan $\lambda = -1$. Setelah mengecek stasioner terhadap varians, selanjutnya mengecek stasioner terhadap *mean* pada data N_t. Untuk mengecek data N_t apa sudah stasioner terhadap *mean* dapat dilihat melalui grafik ACF dari data tersebut.

Dari Gambar 3.5, grafik ACF dari data IHK sebelum intervensi terlihat bahwa data di atas memiliki nilai ACF yang ber-plot menurun perlahan mendekati nol, pada lag ke-16 data sudah terlihat menurun menuju nol. Syarat dari kestasioneran mean adalah data pada grafik ACF merupakan data yang tidak boleh menurun menuju nol, maka dari itu disimpulkan bahwa Data IHK sebelum intervensi belum stasioner terhadap *mean*.

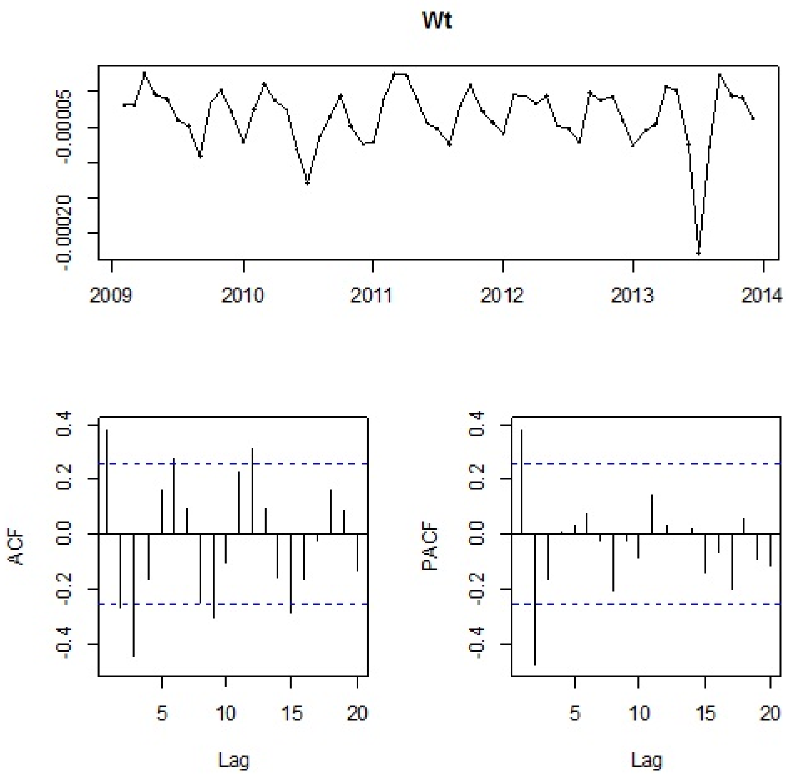


Gambar 3.5: Grafik ACF Data IHK di Indonesia sebelum terjadi intervensi

Pada uji stasioneritas terhadap varians dan *mean* diatas terlihat bahwa N_t belum stasioner terhadap varians dan *mean*. Sehingga perlu dilakukan Trasnformasi box cox dan *differencing* terhadap data N_t. Nilai lambda yang diperoleh dalam Box-Cox plot adalah -1. Sehingga harus dilakukan transformasi dengan rumus $Y_t = 1/Z_t$. Dari data N_t yang sudah ditransformasi dapat dicek kembali apakah nilai lambda sudah menunjukkan $\lambda = 1$. Dari Gambar 3.5 menunjukkan data N_t belum stasioner terhadap *mean*, sehingga kita dapat melakukan *differencing* pada data sebelum intervensi yang telah ditransformasi agar menjadi stasioner.

Pada Gambar 3.6, dapat dilihat dari plot W_t beserta nilai ACF dan

PACF dari data yang telah di *differencing* mengindikasikan bahwa data W_t sudah stasioner dalam varians dan *mean*. Untuk menentukan model ARIMA yang digunakan dapat dilihat dari plot ACF dan PACF. Dari Gambar 3.6, terlihat bahwa ada beberapa dugaan untuk model ARIMA diantaranya ARIMA(2,1,2), ARIMA(2,1,1), ARIMA(2,1,0), ARIMA(1,1,2), ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,2), dan ARIMA(0,1,1).



Gambar 3.6: Plot data W_t dengan nilai ACF dan PACF

Langkah 2 : Estimasi Parameter

Tahap selanjutnya setelah identifikasi model adalah melakukan estimasi terhadap parameter model. Dengan bantuan software R, didapat parameter untuk tiap-tiap model (lampiran). Setelah dilakukan estimasi parameter maka parameter tersebut perlu diuji signifikansinya untuk mengetahui apakah parameter tersebut dapat dimasukkan dalam model dengan uji hipotesis.

Uji hipotesis parameter ini dapat mengetahui model ARIMA mana yang sudah layak atau yang belum layak dapat digunakan. Berikut ini nilai *p-value* untuk mengetahui model ARIMA yang sudah layak melalui uji hipotesis parameter:

Tabel 3.2: Uji hipotesis parameter

Model	*Nilai P-Value*			
	ar 1	ar 2	ma 1	ma 2
ARIMA (2,1,2)	0.9736789	0.9891538	0.1899002	0.2504954
with drift	0	0.0011163	0.0782727	0.4507613
ARIMA (2,1,1)	0.0789432	0.5936986	0.3899876	-
with drift	NaN	NaN	NaN	-
ARIMA (2,1,0)	5.46889E-10	0.04255935	-	-
with drift	1.23514E-06	4.20304E-05	-	-
ARIMA (1,1,2)	0.97282915	-	0.03945337	0.20504444
with drift	NaN	-	7.94305E-05	1.73989E-09
ARIMA (1,1,1)	0.01185428	-	0.0125638	-
with drift	0.80401028	-	0.002002848	-
ARIMA (1,1,0)	8.07125E-10	-	-	-
with drift	0.001859524	-	-	-
ARIMA (0,1,2)	-	-	6.59179E-11	0.007257569
with drift	-	-	0.00031556	0.5625602
ARIMA (0,1,1)	-	-	7.99361E-14	-
with drift	-	-	1.3205E-07	-

Untuk menetukan model yang layak digunakan dapat dilihat dari nilai *p-value* pada Tabel 3.2 untuk setiap parameter. H_0 ditolak jika $p - value < \alpha(0.05)$ artinya taksiran parameter tersebut berbeda signifikan dengan nol dengan tingkat keyakinan 95%, sehingga model sudah layak digunakan sebagai model peramalan atau simulasi model.

Langkah selanjutnya, setelah semua model di uji hipotesis terhadap paramater adalah melakukan pemeriksaan diagnosa yang meliputi uji autokorelasi pada residu dan uji normalitas.

Langkah 3 : Pemeriksaan Diagnosa

Pemeriksaan diagnosa meliputi Uji autokorelasi pada residu dan Uji normalitas. Uji autokorelasi pada residu digunakan Uji Ljung Box, sedangkan uji normalitas yang dilakukan adalah uji kolmogorov smirnov.

```
        Box-Ljung test

data:  model_210d$residuals

X-squared = 9.1103, df = 9, p-value = 0.4272

        One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data:  model_210d$residuals

D = 0.0798, p-value = 0.8107

alternative hypothesis: two-sided
```

Gambar 3.7: Uji Diagnosa pada ARIMA (2,1,0) *with drift*

Dari hasil perhitungan statistik uji untuk uji Ljung Box dan uji Kolmogorov Smirnov pada Gambar 3.7, terlihat bahwa pada $\alpha = 0.05$ hipotesis nol tidak dapat ditolak yang berarti bahwa nilai residual untuk model ARIMA(2,1,0) *with drift* memenuhi uji autokorelasi pada residu dan normalitas. Dengan dipenuhinya asumsi ini, maka model ARIMA(2,1,0) *with drift* dikatakan memadai dan dapat digunakan untuk peramalan. Berikut ini hasil pemeriksaan diagnosa dari beberapa dugaan model ARIMA. Model ARIMA yang baik adalah model yang memenuhi Uji Ljung Box dan Uji Normalitas.

Tabel 3.3: Uji Ljung Box dan Uji Kolmogorov pada dugaan model ARIMA

Model	Uji Ljung Box	Uji Normalitas
ARIMA (2,1,0)	-	V
ARIMA (2,1,0) with drift	V	V
ARIMA (1,1,1)	-	V
ARIMA (1,1,0)	-	V
ARIMA (1,1,0) with drift	-	V
ARIMA (0,1,2)	V	V
ARIMA (0,1,1)	-	V
ARIMA (0,1,1) with drift	-	V

Langkah 4 : Kriteria Pemilihan Model

Langkah selanjutnya adalah memilih model ARIMA dari beberapa model yang mungkin adalah dengan melihat pada kriteria informasi masing − masing model. Kriteria yang dapat digunakan untuk pemilihan ini yaitu, *Akaikes Information Criterion (AIC)*

Tabel 3.4: Nilai AIC dari model ARIMA

ARIMA (2,1,0) with drift	-1021.84
ARIMA (0,1,2)	-1021.67

Dari Tabel 3.4 dapat dilihat model ARIMA (2,1,0) *with drift* memiliki nilai AIC yang lebih kecil dari beberapa dugaan model ARIMA. Dengan dipenuhi nya kriteria ini, maka model ARIMA (2,1,0) *with drift* dikatakan memadai dan dapat digunakan untuk peramalan. Model ARIMA (2,1,0) *with drift* dinotasikan sebagai berikut:

$$Z_t = \frac{\mu + a_t}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)} \tag{3.16}$$

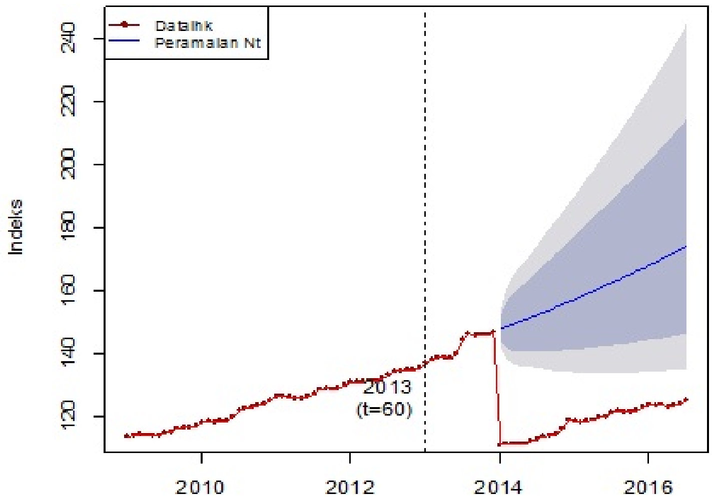
$$Z_t = \frac{-0.0000338 + a_t}{(1 - 0.5577B + 0.4729B^2)(1 - B)} \tag{3.17}$$

$$Z_t = -0.0000338 + 1.5577Z_{t-1} - 1.0306Z_{t-2} + 0.4729Z_{t-3} + a_t$$

3.3.3 Analisis Intervensi Fungsi *Step*

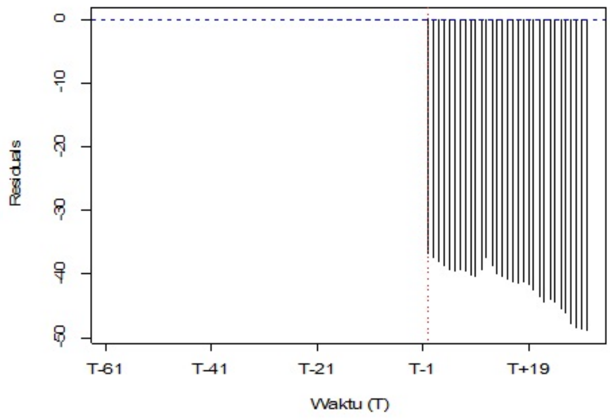
Langkah 5 : Identifikasi Orde Intervensi

Identifikasi orde intervensi dapat dilakukan dengan cara mengamati pola residual yang terjadi antara hasil peramalan N_t dengan Y_t pada saat $t \geq T$. Perbandingan antara peramalan N_t dengan data Y_t pada saat $t \geq T$ dapat dilihat pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8: Plot perbandingan antara hasil peramalan N_t dengan data Y_t

Dari Gambar 3.8 dapat dilihat bahwa hasil peramalan N_t terus naik keatas dan tidak berada didalam data Y_t pada saat $t \geq T$, sehingga dapat diidentifikasikan bahwa dampak intervensi masih terasa sampai data ke 91, sehingga fungsi intevensi yang digunakan adalah fungsi *step*.



Gambar 3.9: Plot residual respon intervensi

Gambar 3.9 menunjukkan plot residual respon intervensi. Dari residual respon intervensi yang didapat, maka langkah selanjutnya adalah menentukan orde intervensi. Orde b ditentukan dengan melihat kapan dampak intervensi mulai terjadi. Pada Gambar 3.9, pada plot residual keluar langsung dari batas signifikan pada T=61 (Januari 2014) artinya intervensi langsung terjadi pada saat itu juga sehingga orde $b = 0$. Orde s menunjukkan lamanya intervensi berpengaruh pada data setelah orde b. Plot-plot residual respon yang keluar dari batas signifikan merupakan banyaknya intervensi sehingga diperoleh nilai s adalah 30. Orde r dapat ditentukan dengan nilai maksimum $b + s$ adalah banyaknya lag keluar yang signifikan. Dari analisis diatas, maka diperoleh model intervensi fungsi *step* dengan orde $b = 0, s = 30$, dan $r = 0$. Setelah dihasilkan model dengan orde$-$orde yang sudah ditentukan maka selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter.

Langkah 6 : Estimasi parameter model intervensi

Tahap selanjutnya setelah identifikasi orde intervensi adalah melakukan estimasi terhadap parameter intervensi. Dengan bantuan software R, didapat salah satu orde intervensi dengan parameter intervensi ω_0 dan ω_1 seperti yang terlihat pada Gambar 3.10.

```
Call:
TSA::arimax(x = IHK_box, order = c(2, 1, 0), xtransf = data.frame(T61 = 1 *
    (seq(IHK) == 61)), transfer = list(c(0, 1)))

Coefficients:
         ar1      ar2  T61-MA0  T61-MA1
      0.9902  -0.4684   0.0016    6e-04
s.e.  0.0933   0.0967   0.0002    2e-04

sigma^2 estimated as 8.979e-09:  log likelihood = 697.68,  aic = -1387.35
```

Gambar 3.10: Estimasi parameter

Setelah mendapatkan estimasi parameter, selanjutnya dapat dilakukan uji signifikansi untuk mengetahui apakah parameter tersebut dapat dimasukkan dalam model dengan uji hipotesis. Uji hipotesis parameter ini dapat mengetahui model intervensi mana yang sudah layak digunakan untuk peramalan. Setelah diuji hipotesis parameter, orde intervensi $b = 0, s = 1$, dan $r = 0$ merupakan orde intevensi yang sudah layak untuk digunakan dalam peramalan.

```
z test of coefficients:

          Estimate    Std. Error z value  Pr(>|z|)
ar1      0.99018120  0.09327636 10.6156 < 2.2e-16 ***
ar2     -0.46843826  0.09671238 -4.8436 1.275e-06 ***
T61-MA0  0.00160471  0.00017487  9.1764 < 2.2e-16 ***
T61-MA1  0.00063669  0.00017336  3.6727   0.00024 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Gambar 3.11: Uji signifikansi estimasi parameter

Dari Gambar 3.11 dapat dilihat dari nilai $p - value < 0.05$ didapat nilai $\omega_0 = 0.0016$ dan $\omega_1 = 0.0006$. Fungsi dari dampak intervensi untuk data indeks harga konsumen Indonesia dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f(I_t) = (\omega_0 - \omega_1 B)S_t^{(61)} \tag{3.18}$$

Model intervensi untuk data indeks harga konsumen Indonesia dari bulan Januari 2009 sampai Juli 2016 berdasarkan persamaan (3.16) dan (3.18) adalah

$$Y_t = (\omega_0 - \omega_1 B)S_t^{(61)} + \frac{\mu + a_t}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)} \tag{3.19}$$

$$Y_t = (0.0016 - 0.0006B)S_t^{(61)} + \frac{-0.0000338 + a_t}{(1 - 0.9902B + 0.4684B^2)(1 - B)} \tag{3.20}$$

$$Y_t = -0.0000338 + 1.9902Y_{t-1} + 0.5218Y_{t-2} - 0.4684Y_{t-3} + 0.0016S_t^{(61)} - 0.003784S_{t-1}^{(61)}$$

$$+ 0.003527S_{t-2}^{(61)} - 0.001624S_{t-3}^{(61)} + 0.000281S_{t-4}^{(61)} + a_t \tag{3.21}$$

Langkah 7 : Pemeriksaan Diagnosa Model Intervensi

Suatu model intervensi dikatakan telah memadai jika model tersebut menghasilkan residual yang memenuhi uji autokorelasi dan normalitas. Untuk menguji apakah suatu model telah memenuhi uji autokorelasi dan normalitas, uji yang digunakan berturut-turut adalah Uji Ljung-Box dan Uji Kolmogorov-Smirnov. Jika model tidak memenuhi salah satu asumsi di atas, maka model intervensi dikatakan belum cukup memadai sehingga perlu dicari model lain yang dapat memenuhi asumsi tersebut. Dari Gambar 3.12, hasil perhitungan uji Ljung Box dan uji kolmogorov smirnov, terlihat bahwa pada $\alpha = 0.05$ hipotesis nol tidak dapat ditolak yang berarti bahwa nilai residual untuk model intervensi dengan orde $b = 0, s = 1$, dan $r = 0$ sudah memenuhi uji autokorelasi dan normalitas, sehingga dengan dipenuhinya asumsi ini, maka dapat disimpulkan bahwa model intervensi dengan orde $b = 0, s = 1$, dan $r = 0$ dikatakan memadai dan dapat digunakan untuk peramalan.

3.3.4 Peramalan dengan Model Intervensi Fungsi *Step*

Model intervensi yang telah diperoleh dapat digunakan untuk peramalan. Perhitungan dilakukan dari data hasil transformasi dengan $\lambda = -1$.

```
Box-Ljung test

data: n

X-squared = 25.3636, df = 16, p-value = 0.06367

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: n

D = 0.1185, p-value = 0.1434

alternative hypothesis: two-sided
```

Gambar 3.12: Uji Diagnosa Model Intervensi

Maka model intervensi yang diperoleh adalah:

$$Y_t(-1) = (0.0016 - 0.0006B)S_t^{(61)} + \frac{-0.0000338 + a_t}{(1 - 0.9902B + 0.4684B^2)(1 - B)}$$

dengan

$$S_t^{(T)} = \begin{cases} 0 & \text{untuk} \quad t < T \\ 1 & \text{untuk} \quad t \geq T \end{cases} \tag{3.22}$$

Persamaan (3.17) menunjukkan respons intervensi yang diperoleh. Pada periode waktu ke T (Januari 2014) respons yang diperoleh yaitu:

$$f(I_T) = (\omega_0 S_T^{(61)} - \omega_1 S_{T-1}^{(61)}) = \omega_0 \tag{3.23}$$

Pada periode waktu ke T+1 (Februari 2014) respons yang diperoleh

$$f(I_{T+1}) = (\omega_0 S_{T+1}^{(61)} - \omega_1 S_T^{(61)}) = \omega_0 - \omega_1 \tag{3.24}$$

Pada periode waktu ke T+2 (Maret 2014) respons yang diperoleh

$$f(I_{T+2}) = (\omega_0 S_{T+2}^{(61)} - \omega_1 S_{T+1}^{(61)}) = \omega_0 - \omega_1 \tag{3.25}$$

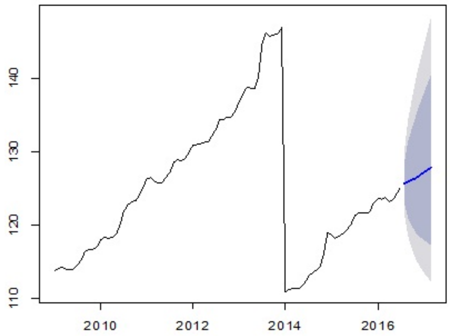
Pada periode waktu ke T+k dengan $k = 1, 2, 3, ...$ maka respons yang diperoleh

$$f(I_{T+k}) = (\omega_0 S_{T+k}^{(61)} - \omega_1 S_{T+k-1}^{(61)}) = \omega_0 - \omega_1 \tag{3.26}$$

Secara kuantitatif menggunakan respons intervensi persamaan (3.18) dan penjabarannya pada persamaan (3.23), (3.24), dan (3.25). Pada bulan Januari 2014, dampak dari intervensi langsung dirasakan. Bulan Februari 2014 sampai seterusnya dampak intervensi masih dirasakan dan berjalan konstan. Peramalan indeks harga konsumen bulan Agustus 2016 sampai dengan Maret 2017 dengan model intervensi orde b=0, s=1, r=0 adalah sebagai berikut:

Tabel 3.5: Hasil peramalan indeks harga konsumen

Bulan	Hasil Peramalan	Data IHK	*error*
Agustus 2016	125.6552	125.13	0.525166
September 2016	125.9360	125.41	0.525972
Oktober 2016	126.1885	125.59	0.598506
November 2016	126.4904	126.18	0.310389
Desember 2016	126.8309	126.71	0.120867
Januari 2017	127.1813		
Februari 2017	127.5277		
Maret 2017	127.8700		



Gambar 3.13: Plot Hasil peramalan indeks harga konsumen

Hasil peramalan menunjukkan bahwa nilai IHK dari bulan Agustus 2016 sampai Maret 2017 akan mengalami kenaikan yang sangat kecil setiap bulannya. Karena kenaikan nilai IHK sangat kecil setiap bulannya, hal ini dapat diartikan bahwa harga barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat masih stabil.

Dari hasil peramalan dan data aktual, dapat dilihat adanya selisih (*error*) yang tidak terlalu besar. Yang dapat diartikan bahwa perbedaan nilai IHK dari hasil peramalan dan data IHK yang sudah diketahui tidak berbeda jauh. Hal ini menunjukkan bahwa hasil peramalan menggunakan model intervensi orde b=0, s=1, dan r=0 dapat melakukan peramalan dengan hasil yang baik.

BAB IV

PENUTUP

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan mengenai intervensi pada data indeks harga konsumen Indonesia maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Model intervensi fungsi step yang terbentuk pada data indeks harga konsumen Indonesia adalah sebagai berikut :

   (a) Model ARIMA terbaik sebelum intervensi adalah ARIMA (2,1,0) *with drift* dengan persamaan :

   $$Z_t = -0.0000338 + 1.5577Z_{t-1} - 1.0306Z_{t-2} + 0.4729Z_{t-3} + a_t$$

   (b) Model intervensi terbaik yang dihasilkan adalah model intervensi orde b=0, s=1, r=0 dengan persamaan:

   $$Y_t = -0.0000338 + 1.9902Y_{t-1} + 0.5218Y_{t-2} - 0.4684Y_{t-3} + 0.0016S_t^{(61)} - 0.003784S_{t-1}^{(61)} + 0.003527S_{t-2}^{(61)} - 0.001624S_{t-3}^{(61)} + 0.000281S_{t-4}^{(61)} + a_t$$

2. Hasil peramalan indeks harga konsumen di Indonesia untuk bulan Agustus 2016 sampai dengan Maret 2017 mengalami kenaikan yang sangat kecil setiap bulannya. Dan dari hasil peramalan dengan data aktual terdapat selisih (*error*) yang tidak terlalu besar. Dengan rata-rata *error* 0.416, maka data IHK bulan Januari 2017 diperkirakan antara $126.7651 \leq x \leq 127.5975$.

4.2 Saran

Metode yang dibahas dalam skripsi ini berbasis pada analisis intervensi fungsi *step* dan waktu terjadinya intervensi sudah terlebih dahulu diketahui. Diharapkan untuk penulisan selanjutnya, dapat dibahas mengenai model intervensi multi input, yakni model gabungan antara model intervensi fungsi *pulse* dan *step* dengan memperbanyak data yang diamati.

DAFTAR PUSTAKA

Abraham, B. dan Ledolter, J. 2005. *Statistical Methods for Forecasting* . New York: John Willey and Sons.

Abraham, B. dan Ledolter, J. 2009. *A Solution Manual and Notes for: Statitical Methods for Forecasting* . New York: John Willey dan Sons.

Abraham, B. 1980. *Intervention analysis and multiple time series* . **Biometrika**, 67 : 73-80

Box, G.E.P dan G.C Tiao, "Intervention Analysis with Applicationsto Economic and Environmental Problems", Journal of the American Statistical Association, Vol. 70 No. 349, 1975

Ekayanti, Reta dan Muhlasah Novitasari Mara, "Analisis Model Intervensi Fungsi *Step* Untuk Peramalan Kenaikan Tarif Dasar Listrik (TDL) Terhadap Pemakaian Listrik ", Buletin Ilmiah Mat. Stat dan Terapannya (Bimaster) vol. 03 no 3 , 2014

Halim. 2006. Diktat *Time Series*. Universitas Kristen Petra. Surabaya

Pimpi, La, "Penerapan Metode ARIMA Dalam Meramalkan Indeks Harga Konsumen (IHK) Indonesia Tahun 2013", La Pimpi//Paradigma vol. 17 no.2, Oktober 2013, hlm 35-46

Shumway, Robert H. and Stoffer, David S. 2011. *Time Series Analysis With Applications With R Examples, Second Edition*. New York: Springer

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

Wei, William W S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. New York: Pearson Education Inc.

http://www.bps.go.id/LinkTabelStatis/view/id/907

http://ekonomisku.blogspot.co.id/2015/04/cara-menghitung-menafsirkan-ikdeks-harga.html

https://id.wikipedia.org/wiki/Indekshargakonsumen

LAMPIRAN-LAMPIRAN

R script

Daftar *syntax* yang Digunakan pada Program R 3.1.3

Package yang dibutuhkan adalah:

```
library (forecast)   # --- BoxCox Arima auto . arima function
                       is in Transformasi Data
library (MASS)       # --- boxcox function is in MASS package
library (FitAR)      # --- LjungBoxTest function is in FitAR package
library (tsoutliers) # --- tso function is in tsoutliers package
library (lmtest)     # --- coeftest function is in lmtest package
library (stargazer)  # --- stargazer function is in stargazer package
library (TSA)        # --- arimax function is in TSA package

# Input data IHK
> Dataihk <- sqlQuery(channel = 1, select * from [Sheet2$])
> IHK <- ts(Dataihk,start=c(2009,1),end=c(2016,7),freq=12)
# Membuat plot data IHK
> ts.plot(IHK,col="blue",main="Time Series Plot Data IHK")


# Input data IHK sebelum intervensi (Nt)
> Nt <- sqlQuery(channel = 2, select * from [data_Nt$])
> DataNt <- ts(Nt,start=c(2009,1),end=c(2013,12),freq=12)
# Membuat plot data IHK sebelum intervensi (Nt)
> ts.plot(DataNt,col="blue",main="Time Series Plot Data IHK
+ sebelum intervensi")
```

```
# Mengecek stanioner terhadap means pada data Nt
> acf(DataNt,48)
> acf(DataNt,27, plot=FALSE)
> pacf(DataNt,48)
> pacf(DataNt,27, plot=FALSE)

# Mengecek stasioner terhadap varians
> lambda <- forecast::BoxCox.lambda(DataNt)

# Transformasi Data Nt
> Nt_box <- 1/(DataNt)

# Differencing Data
> Wt <-(diff(Nt_box))
# Plot data setelah di differencing
> plot(Wt)
> tsdisplay(Wt)

# Identifikasi model
> model_212<- Arima(1/(DataNt), order = c(2,1,2),include.drift=FALSE)
> model_211<- Arima(1/(DataNt), order = c(2,1,1),include.drift=FALSE)
> model_210<- Arima(1/(DataNt), order = c(2,1,0),include.drift=FALSE)
> model_112<- Arima(1/(DataNt),order = c(1,1,2),include.drift=FALSE)
> model_111<- Arima(1/(DataNt),order = c(1,1,1),include.drift=FALSE)
> model_110<- Arima(1/(DataNt),order = c(1,1,0),include.drift=FALSE)
> model_012<- Arima(1/(DataNt),order = c(0,1,2),include.drift=FALSE)
```

```
> model_011<- Arima(1/(DataNt),order = c(0,1,1),include.drift=FALSE)
> model_212d <- Arima(1/(DataNt),order =c(2,1,2),include.drift=TRUE)
> model_211d<- Arima(1/(DataNt),order = c(2,1,1),include.drift=TRUE)
> model_210d<- Arima(1/(DataNt),order = c(2,1,0),include.drift=TRUE)
> model_112d<- Arima(1/(DataNt),order = c(1,1,2),include.drift=TRUE)
> model_111d<- Arima(1/(DataNt),order = c(1,1,1),include.drift=TRUE)
> model_110d<- Arima(1/(DataNt),order = c(1,1,0),include.drift=TRUE)
> model_012d<- Arima(1/(DataNt),order = c(0,1,2),include.drift=TRUE)
> model_011d<- Arima(1/(DataNt),order = c(0,1,1),include.drift=TRUE)

# --- Function for rounded value
# AIC
raic <- function (model) {round(model$aic,2)}
# AICc
raicc <- function (model) {round(model$aicc,2)}
# BIC
rbic <- function (model) {round(model$bic,2)}

# Estimasi Parameter
> PValue <- function (model)(1-pnorm(abs(model$coef)/
  sqrt(diag(model$var.coef))))*2}

# Generating Function
> EstimasiParamater <- function (model_011) {
  cat("Parameter:\n")
  print(model_011$coef)
  cat("\nP-Values:\n")
```

```
  print(PValue(model_011))}
# ARIMA(2,1,2)
> EstimasiParamater(model_212)
# ARIMA(2,1,2) with drift
> EstimasiParamater(model_212d)
# ARIMA(2,1,1)
> EstimasiParamater(model_211)
# ARIMA(2,1,1) with drift
> EstimasiParamater(model_211d)
# ARIMA(2,1,0)
> EstimasiParamater(model_210)
# ARIMA(2,1,0) with drift
> EstimasiParamater(model_210d)
# ARIMA(1,1,2)
> EstimasiParamater(model_112)
# ARIMA(1,1,2) with drift
> EstimasiParamater(model_112d)
# ARIMA(1,1,1)
> EstimasiParamater(model_111)
# ARIMA(1,1,1) with drift
> EstimasiParamater(model_111d)
# ARIMA(1,1,0)
> EstimasiParamater(model_110)
# ARIMA(1,1,0) with drift
> EstimasiParamater(model_110d)
# ARIMA(0,1,2)
> EstimasiParamater(model_012)
```

```
# ARIMA(0,1,2) with drift
> EstimasiParamater(model_012d)
# ARIMA(0,1,1)
> EstimasiParamater(model_011)
# ARIMA(0,1,1) with drift
> EstimasiParamater(model_011d)

# Pemeriksaan diagnosa
# Model (2,1,0)
# --- Ljung-Box Test for Nt
> Box.test(model_210$residuals, lag = round(length(DataNt)/5,0),
+ type = "Ljung-Box", fitdf = 2)
# --- Kolmogorov-Smirnov Test
> ks.test(model_210$residuals, "pnorm", mean(model_210$residuals),
+ sd(model_210$residuals))

# Model (2,1,0)d
# --- Ljung-Box Test for Nt
> Box.test(model_210d$residuals, lag = round(length(DataNt)/5,0),
+ type = "Ljung-Box", fitdf = 3)
# --- Kolmogorov-Smirnov Test
> ks.test(model_210d$residuals, "pnorm", mean(model_210d$residuals),
> sd(model_210d$residuals))

# Model (1,1,1)
# --- Ljung-Box Test for Nt
> Box.test(model_111$residuals, lag = round(length(DataNt)/5,0),
```

```
+ type = "Ljung-Box", fitdf = 2)
# --- Kolmogorov-Smirnov Test
> ks.test(model_111$residuals, "pnorm", mean(model_111$residuals),
+ sd(model_111$residuals))

# Model (1,1,0)
#--- Ljung-Box Test for Nt
> Box.test(model_110$residuals, lag = round(length(DataNt)/5,0),
+ type = "Ljung-Box", fitdf = 1)
# --- Kolmogorov-Smirnov Test
>ks.test(model_110$residuals, "pnorm", mean(model_110$residuals),
+ sd(model_110$residuals))

# Model (1,1,0)d
# --- Ljung-Box Test for Nt
> Box.test(model_110d$residuals, lag = round(length(DataNt)/5,0),
+ type = "Ljung-Box", fitdf = 2)
# --- Kolmogorov-Smirnov Test
> ks.test(model_110d$residuals, "pnorm", mean(model_110d$residuals),
+ sd(model_110d$residuals))

# Model (0,1,2)
# --- Ljung-Box Test for Nt
> Box.test(model_012$residuals, lag = round(length(DataNt)/5,0),
+ type = "Ljung-Box", fitdf = 2)
# --- Kolmogorov-Smirnov Test
> ks.test(model_012$residuals, "pnorm", mean(model_012$residuals),
```

```
+ sd(model_012$residuals))

# Model (0,1,1)
# --- Ljung-Box Test for Nt
> Box.test(model_011$residuals, lag = round(length(DataNt)/5,0),
+ type = "Ljung-Box", fitdf = 1)
# --- Kolmogorov-Smirnov Test
> ks.test(model_011$residuals, "pnorm", mean(model_011$residuals),
+ sd(model_011$residuals))

# Model (0,1,1)d
# --- Ljung-Box Test for Nt
> Box.test(model_011d$residuals, lag = round(length(DataNt)/5,0),
+ type = "Ljung-Box", fitdf = 2)
# --- Kolmogorov-Smirnov Test
> ks.test(model_011d$residuals, "pnorm", mean(model_011d$residuals),
+ sd(model_011d$residuals))


# Kriteria Pemilihan
> model210d<- Arima(DataNt,lambda=lambda, order = c(2,1,0),
+ include.drift=TRUE)
> model012<- Arima(DataNt,lambda=lambda, order = c(0,1,2),
+ include.drift=FALSE)

# Model ARIMA terbaik
> Nt_arima <- auto.arima(DataNt,lambda=lambda, d=1 , seasonal=FALSE,
```

```
+ stepwise=TRUE, trace=TRUE, max.p=2, max.q=2)

# Peramalan Model Arima (2,1,0) with drift
> Nt_forecast <- forecast(Nt_arima, h = 31)

# Identifikasi Orde Intervensi
# Perbandingan antara Yt dan hasil peramalan Nt
> plot(forecast(Nt_arima, h=31), main =NA, ylab="Indeks" )
> points(IHK, cex=.5, col="dark red", pch=19)
> lines(IHK, col="red")
> abline(v=2013, lty=2)
> text(2013, IHK[91], "2013\n(t=60)", pos=2)
> legend("topleft", legend = c("Dataihk", "Peramalan Nt"),
+ cex=0.75, lty=1,col=c("dark red", "blue"), pch=c(19,NA))

# Identifikasi orde intervensi dari plot residual
> model210d<- Arima(DataNt, order = c(2,1,0),lambda=lambda,
+ include.drift=TRUE)
> error_idintv <- 1 : 91
> error_idintv[1:60] <- model210d$residuals
> error_idintv[61:91] <- IHK[61:91] - Nt_forecast$mean
> plot(error_idintv, type="h", xlab="Waktu (T)", ylab =  "Residuals",
+ xaxt = "n")
> abline(h=c(-3*sd(model210d$residuals), 3*sd(model210d$residuals)),
+ col="blue", lty=2)
> abline(v = 61, col = "red", lty = 3, lwd = 1.5)
> text(61, "T=61",cex = .8, pos = 2)
```

```
> axis(1, at = c(0,20,40,60,80), labels = c("T-61" ,"T-41", "T-21",
+ "T-1", "T+19"))
>
> error_idintv

# Estimasi Parameter intervensi
> IHK_box <- 1/(IHK)
> estimasi <- TSA::arimax(IHK_box, order = c(2,1,0),
+ include.mean=TRUE, xtransf = data.frame(T61 = 1*(seq(IHK)==61)),
+ transfer = list(c(0,1)))

# uji signifikansi parameter
> coeftest(estimasi)

# Diagnosis Model Intervensi
> # fungsi intervensi
> step61=(0.0016*(1*(seq(IHK)==61))+(0.0016-0.0006)*(1*(seq(IHK)==62))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==63))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==64))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==65))+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==66))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==67))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==68))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==69))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==70))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==71))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==72))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==73))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==74))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==75))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==76))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==77))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==78))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==79))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==80))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==81))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==82))+
```

```
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==83))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==84))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==85))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==86))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==87))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==88))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==89))+(0.001)*(1*(seq(IHK)==90))+
+ (0.001)*(1*(seq(IHK)==91)))

# Model intervensi
> IHK_arima <- Arima(IHK_box, order = c(2,1,0),
+ include.constant=TRUE, xreg = step61)

# Uji Ljung Box
> Dataresidual2 <- sqlQuery(channel = 4, select * from [Sheet1$])
> Dataresidual2
> n <- ts(Dataresidual2,start=c(1,1),end=c(10,1),freq=10)
# Uji Ljung Box
> Box.test(n,lag=round(length(IHK)/5,0), type = "Ljung-Box",
+ fitdf = 2)
# --- Kolmogorov-Smirnov Test for Normality of residuals
> ks.test(n, "pnorm",mean(n),sd(n))

# Peramalan Intervensi
# --- Future Value of xreg
> xreg.rob = forecast(auto.arima(step61), h=8)$mean

> forecast(IHK_arima, xreg = xreg.rob)
> hasilperamalan <- sqlQuery(channel = 6, select * from [Sheet1$])
```

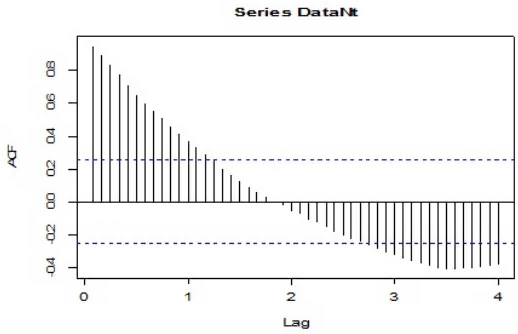
```
> IHKarima <- Arima(IHK, order = c(2,1,0),lambda=lambda,
+ include.constant=TRUE, xreg = step61)
> plot(forecast(IHKarima, xreg = xreg.rob), main=NA)
```

Hasil Output

Nilai ACF dari Data IHK sebelum Intervensi

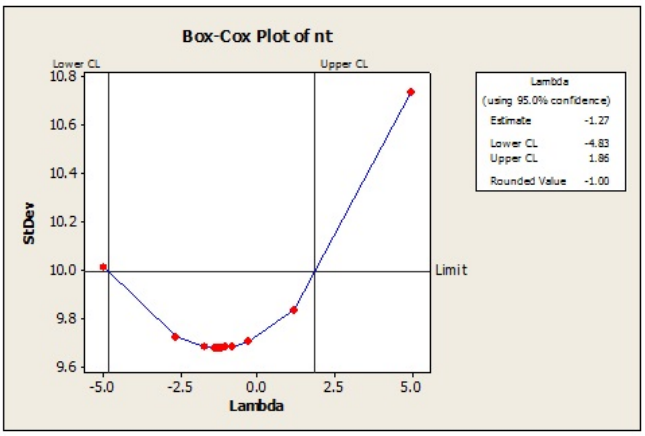
```
Autocorrelations of series 'DataNt', by lag

0.0833 0.1667 0.2500 0.3333 0.4167 0.5000 0.5833 0.6667 0.7500 0.8333 0.9167
 0.946  0.889  0.832  0.774  0.711  0.649  0.600  0.554  0.510  0.464  0.419
1.0000 1.0833 1.1667 1.2500 1.3333 1.4167 1.5000 1.5833 1.6667 1.7500 1.8333
 0.375  0.334  0.294  0.251  0.209  0.166  0.128  0.096  0.065  0.035  0.005
1.9167 2.0000 2.0833 2.1667 2.2500
-0.023 -0.052 -0.077 -0.102 -0.128
```



Gambar 4.1: Nilai dan Plot ACF sebelum intervensi

Plot Box Cox transformasi dari data Nt dengan minitab



Gambar 4.2: Plot Box Cox transformasi dari data Nt

Hasil Transformasi Data Indeks Harga Konsumen periode Januari 2009 - Desember 2013

```
> Nt_box
             Jan         Feb         Mar         Apr         May         Jun
2009 0.008788891 0.008770391 0.008751203 0.008778090 0.008774239 0.008764242
2010 0.008473858 0.008448800 0.008460953 0.008448087 0.008423890 0.008343067
2011 0.007918283 0.007907639 0.007933360 0.007957982 0.007948494 0.007905138
2012 0.007639419 0.007635919 0.007630675 0.007614986 0.007609771 0.007562580
2013 0.007305669 0.007251106 0.007205649 0.007212926 0.007215007 0.007141327
             Jul         Aug         Sep         Oct         Nov         Dec
2009 0.008725242 0.008676790 0.008586639 0.008570449 0.008572653 0.008544818
2010 0.008214227 0.008151952 0.008116224 0.008110958 0.008062566 0.007989135
2011 0.007852375 0.007779679 0.007758554 0.007767594 0.007741136 0.007697637
2012 0.007509763 0.007438816 0.007437709 0.007425559 0.007420600 0.007380618
2013 0.006914195 0.006837607 0.006861534 0.006855419 0.006847439 0.006810133
```

Gambar 4.3: Hasil Transformasi Data Nt

Hasil *Differencing* terhadap data N_t yang sudah di transformasi

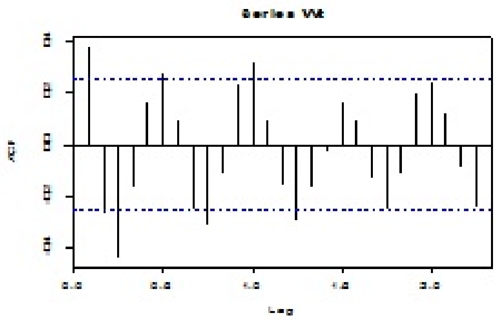
```
> Wt
               Jan           Feb           Mar           Apr           May
2009               -1.849968e-05 -1.918787e-05  2.688660e-05 -3.851053e-06
2010 -7.095942e-05 -2.505788e-05  1.215243e-05 -1.286619e-05 -2.419636e-05
2011 -7.085146e-05 -1.064454e-05  2.572100e-05  2.462208e-05 -9.488095e-06
2012 -5.821742e-05 -3.500039e-06 -5.244050e-06 -1.568902e-05 -5.215347e-06
2013 -7.494930e-05 -5.456341e-05 -4.545656e-05  7.276334e-06  2.081652e-06
               Jun           Jul           Aug           Sep           Oct
2009 -9.996942e-06 -3.899977e-05 -4.845254e-05 -9.015040e-05 -1.619010e-05
2010 -8.082324e-05 -1.288399e-04 -6.227465e-05 -3.572806e-05 -5.266428e-06
2011 -4.335542e-05 -5.276300e-05 -7.269587e-05 -2.112567e-05  9.039794e-06
2012 -4.719059e-05 -5.281766e-05 -7.094695e-05 -1.106555e-06 -1.215041e-05
2013 -7.368036e-05 -2.271320e-04 -7.658800e-05  2.392740e-05 -6.115030e-06
               Nov           Dec
2009  2.204145e-06 -2.783567e-05
2010 -4.839240e-05 -7.343073e-05
2011 -2.645720e-05 -4.349957e-05
2012 -4.959189e-06 -3.998109e-05
2013 -7.980151e-06 -3.730558e-05
```

Gambar 4.4: Hasil *Differencing* Data N_t

Nilai dan Plot ACF, PACF terhadap data *differencing*

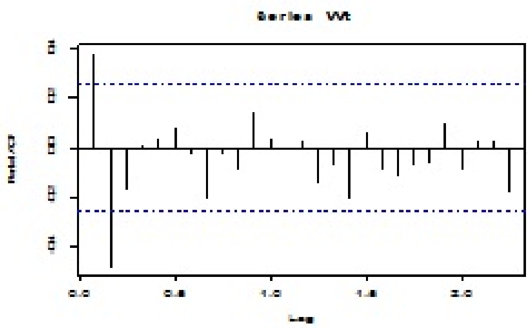
```
Autocorrelations of series 'Wt', by lag

0.0833 0.1667 0.2500 0.3333 0.4167 0.5000 0.5833 0.6667 0.7500 0.8333 0.9167
 0.380 -0.268 -0.446 -0.166  0.166  0.280  0.098 -0.251 -0.310 -0.112  0.234
1.0000 1.0833 1.1667 1.2500 1.3333 1.4167 1.5000 1.5833 1.6667 1.7500 1.8333
 0.316  0.095 -0.156 -0.289 -0.163 -0.026  0.164  0.095 -0.134 -0.248 -0.110
1.9167 2.0000 2.0833 2.1667 2.2500
 0.203  0.242  0.119 -0.086 -0.245
```




```
Partial autocorrelations of series 'Wt', by lag

0.0833 0.1667 0.2500 0.3333 0.4167 0.5000 0.5833 0.6667 0.7500 0.8333 0.9167
 0.380 -0.483 -0.169  0.014  0.036  0.080 -0.029 -0.213 -0.029 -0.087  0.145
1.0000 1.0833 1.1667 1.2500 1.3333 1.4167 1.5000 1.5833 1.6667 1.7500 1.8333
 0.036  0.004  0.029 -0.144 -0.074 -0.209  0.064 -0.092 -0.123 -0.069 -0.059
1.9167 2.0000 2.0833 2.1667 2.2500
 0.098 -0.092  0.031  0.029 -0.180
```



Gambar 4.5: Nilai dan Plot ACF, PACF

Nilai estimasi parameter dari model-model ARIMA

```
> EstimasiParamater(model_212)
Parameter:
      ar1          ar2          ma1          ma2
-0.021305228  0.004288731  0.836218644  0.361018499
P-Values:
    ar1        ar2        ma1        ma2
0.9736789  0.9891538  0.1899002  0.2504954
> EstimasiParamater(model_212d)
Parameter:
      ar1            ar2             ma1            ma2           drift
 7.962109e-01  -6.807160e-01  -3.544514e-01  1.967428e-01  -3.408958e-05
P-Values:
    ar1          ar2          ma1          ma2       drift
0.00000000  0.00111638  0.07827277  0.45076135      NaN
> EstimasiParamater(model_211)
Parameter:
    ar1         ar2         ma1
 0.5500090  -0.1211749   0.2554890
P-Values:
    ar1          ar2          ma1
0.07894328   0.59369863   0.38998876
> EstimasiParamater(model_211d)
Parameter:
      ar1             ar2             ma1            drift
 7.774456e-01   -5.614920e-01   -2.945029e-01  -3.422281e-05
P-Values:
 ar1   ar2   ma1   drift
 NaN   NaN   NaN    NaN
```

```
> EstimasiParamater(model_210)
Parameter:
      ar1           ar2
0.7762394   -0.2519879
P-Values:
      ar1             ar2
5.468890e-10   4.255935e-02
> EstimasiParamater(model_210d)
Parameter:
       ar1            ar2            drift
5.577148e-01  -4.729350e-01  -3.385504e-05
P-Values:
      ar1             ar2           drift
1.235137e-06   4.203038e-05   8.016329e-01
> EstimasiParamater(model_112)
Parameter:
      ar1           ma1           ma2
-0.01435465   0.82912660   0.35885856
P-Values:
     ar1          ma1           ma2
0.97282915   0.03945337   0.20504444
> EstimasiParamater(model_112d)
Parameter:
       ar1             ma1             ma2            drift
7.303493e-01  -4.139793e-01  -5.859976e-01   -3.371616e-05
P-Values:
      ar1        ma1             ma2          drift
      NaN   7.943045e-05   1.739890e-09       NaN
```

```
> EstimasiParamater(model_111)
Parameter:
   ar1          ma1
0.4055992   0.3863452
P-Values:
    ar1          ma1
0.01185428   0.01256380
> EstimasiParamater(model_111d)
Parameter:
      ar1              ma1             drift
 5.070524e-02    5.076531e-01    -3.346928e-05
P-Values:
     ar1            ma1            drift
0.804010288   0.002002848   0.799457717
> EstimasiParamater(model_110)
Parameter:
   ar1
0.6166536
P-Values:
     ar1
8.071248e-10
> EstimasiParamater(model_110d)
Parameter:
      ar1             drift
 3.746556e-01   -3.342645e-05
P-Values:
     ar1             drift
0.001859524    0.799752926
```

```
> EstimasiParamater(model_012)
Parameter:
    ma1          ma2
0.8160497    0.3502482
P-Values:
      ma1             ma2
6.591794e-11   7.257569e-03
> EstimasiParamater(model_012d)
Parameter:
       ma1            ma2              drift
 6.202613e-01   1.225832e-01    -3.350108e-05
P-Values:
      ma1               ma2             drift
0.0003155649  0.5625602070    0.7993932659
> EstimasiParamater(model_011)
Parameter:
    ma1
0.6368289
P-Values:
      ma1
7.993606e-13
> EstimasiParamater(model_011d)
Parameter:
       ma1             drift
 5.389394e-01    -3.346352e-05
P-Values:
      ma1             drift
1.301306e-07    7.996038e-01
```

Uji diagnosa terhadap model ARIMA

```
> # Model (2,1,0)
        Box-Ljung test
data:  model_210$residuals
X-squared = 20.3529, df = 10, p-value = 0.02609
    One-sample Kolmogorov-Smirnov test
data:  model_210$residuals
D = 0.0864, p-value = 0.7294
alternative hypothesis: two-sided

> # Model (2,1,0)d
      Box-Ljung test
data:  model_210d$residuals
X-squared = 9.1103, df = 9, p-value = 0.4272
    One-sample Kolmogorov-Smirnov test
data:  model_210d$residuals
D = 0.0798, p-value = 0.8107
alternative hypothesis: two-sided

> # Model (1,1,1)
     Box-Ljung test
data:  model_111$residuals
X-squared = 24.0293, df = 10, p-value = 0.007523
    One-sample Kolmogorov-Smirnov test
data:  model_111$residuals
D = 0.0846, p-value = 0.7514
alternative hypothesis: two-sided

> # Model (1,1,0)
     Box-Ljung test
data:  model_110$residuals
X-squared = 42.9796, df = 11, p-value = 1.095e-05
    One-sample Kolmogorov-Smirnov test
data:  model_110$residuals
D = 0.0909, p-value = 0.6711
alternative hypothesis: two-sided
```

```
> # Model (1,1,0)d

	Box-Ljung test

data:  model_110d$residuals
X-squared = 47.2366, df = 10, p-value = 8.552e-07

	One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data:  model_110d$residuals
D = 0.0862, p-value = 0.7318
alternative hypothesis: two-sided

> # Model (0,1,2)

	Box-Ljung test

data:  model_012$residuals
X-squared = 18.0623, df = 10, p-value = 0.05392

	One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data:  model_012$residuals
D = 0.08, p-value = 0.8076
alternative hypothesis: two-sided

> # Model (0,1,1)

	Box-Ljung test

data:  model_011$residuals
X-squared = 24.9924, df = 11, p-value = 0.00914

	One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data:  model_011$residuals
D = 0.086, p-value = 0.7341
alternative hypothesis: two-sided

> # Model (0,1,1)d

	Box-Ljung test

data:  model_011d$residuals
X-squared = 29.3803, df = 10, p-value = 0.001081

	One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data:  model_011d$residuals
D = 0.0872, p-value = 0.719
alternative hypothesis: two-sided
```

Hasil Peramalan ARIMA (2,1,0) *with drift* dengan *Software R.3.1.3*

> Nt_forecast

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2014	147.8827	144.1441	151.8204	142.2405	153.9910
Feb 2014	148.7653	141.9118	156.3143	138.5333	160.6292
Mar 2014	149.4466	140.8867	159.1139	136.7406	164.7557
Apr 2014	150.0994	140.6878	160.8604	136.1681	167.2061
May 2014	150.8402	140.7746	162.4560	135.9715	169.3600
Jun 2014	151.6516	140.8300	164.2746	135.7039	171.8467
Jul 2014	152.4675	140.7839	166.2659	135.2956	174.6321
Aug 2014	153.2594	140.7397	168.2241	134.9058	177.3934
Sep 2014	154.0431	140.7737	170.0743	134.6344	179.9901
Oct 2014	154.8414	140.8773	171.8782	134.4583	182.5085
Nov 2014	155.6596	141.0114	173.7040	134.3201	185.0603
Dec 2014	156.4900	141.1533	175.5657	134.1914	187.6762
Jan 2015	157.3256	141.3052	177.4431	134.0777	190.3265
Feb 2015	158.1664	141.4762	179.3211	133.9914	192.9850
Mar 2015	159.0159	141.6691	181.2035	133.9347	195.6551
Apr 2015	159.8762	141.8799	183.1011	133.9010	198.3546
May 2015	160.7470	142.1041	185.0201	133.8843	201.0947
Jun 2015	161.6271	142.3399	186.9604	133.8825	203.8766
Jul 2015	162.5162	142.5876	188.9206	133.8958	206.6982
Aug 2015	163.4150	142.8474	190.9016	133.9244	209.5609
Sep 2015	164.3239	143.1188	192.9057	133.9672	212.4690
Oct 2015	165.2432	143.4007	194.9353	134.0226	215.4269
Nov 2015	166.1728	143.6924	196.9919	134.0896	218.4378
Dec 2015	167.1129	143.9935	199.0764	134.1676	221.5039
Jan 2016	168.0637	144.3039	201.1898	134.2563	224.6277
Feb 2016	169.0253	144.6231	203.3337	134.3550	227.8122
Mar 2016	169.9980	144.9509	205.5095	134.4633	231.0606
Apr 2016	170.9820	145.2870	207.7186	134.5806	234.3761
May 2016	171.9775	145.6310	209.9623	134.7066	237.7619
Jun 2016	172.9846	145.9828	212.2420	134.8408	241.2212
Jul 2016	174.0035	146.3423	214.5590	134.9830	244.7574

Gambar 4.6: Hasil Peramalan Data N_t dengan Model ARIMA (2,1,0)

Hasil Peramalan Model Intervensi

```
> forecast(IHK_arima, xreg = xreg.rob)
         Point Forecast       Lo 80       Hi 80       Lo 95       Hi 95
Aug 2016    0.007958288 0.007851108 0.008065467 0.007794371 0.008122204
Sep 2016    0.007940543 0.007739248 0.008141838 0.007632688 0.008248397
Oct 2016    0.007924652 0.007656602 0.008192701 0.007514706 0.008334598
Nov 2016    0.007905739 0.007592113 0.008219366 0.007426089 0.008385390
Dec 2016    0.007884516 0.007535750 0.008233282 0.007351124 0.008417907
Jan 2017    0.007862793 0.007482911 0.008242674 0.007281813 0.008443772
Feb 2017    0.007841436 0.007432150 0.008250723 0.007215486 0.008467387
Mar 2017    0.007820440 0.007383160 0.008257720 0.007151678 0.008489202
```

Gambar 4.7: Hasil Peramalan Model Intervensi

Tabel Distribusi χ^2

	α	0.1	0.05	0.025	0.01	0.005
db	1	2.70554	3.84146	5.02390	6.63489	7.87940
	2	4.60518	5.99148	7.37778	9.21035	10.59653
	3	6.25139	7.81472	9.34840	11.34488	12.83807
	4	7.77943	9.48773	11.14326	13.27670	14.86017
	5	9.23635	11.07048	12.83249	15.08632	16.74965
	6	10.64464	12.59158	14.44935	16.81187	18.54751
	7	12.01703	14.06713	16.01277	18.47532	20.27774
	8	13.36156	15.50731	17.53454	20.09016	21.95486
	9	14.68366	16.91896	19.02278	21.66605	23.58927
	10	15.98717	18.30703	20.48320	23.20929	25.18805
	11	17.27501	19.67515	21.92002	24.72502	26.75686
	12	18.54934	21.02606	23.33666	26.21696	28.29966
	13	19.81193	22.36203	24.73558	27.68818	29.81932
	14	21.06414	23.68478	26.11893	29.14116	31.31943
	15	22.30712	24.99580	27.48836	30.57795	32.80149
	16	23.54182	26.29622	28.84532	31.99986	34.26705
	17	24.76903	27.58710	30.19098	33.40872	35.71838
	18	25.98942	28.86932	31.52641	34.80524	37.15639
	19	27.20356	30.14351	32.85234	36.19077	38.58212
	20	28.41197	31.41042	34.16958	37.56627	39.99686
	21	29.61509	32.67056	35.47886	38.93223	41.40094
	22	30.81329	33.92446	36.78068	40.28945	42.79566
	23	32.00689	35.17246	38.07561	41.63833	44.18139
	24	33.19624	36.41503	39.36406	42.97978	45.55836
	25	34.38158	37.65249	40.64650	44.31401	46.92797
	26	35.56316	38.88513	41.92314	45.64164	48.28978
	27	36.74123	40.11327	43.19452	46.96284	49.64504
	28	37.91591	41.33715	44.46079	48.27817	50.99356
	29	39.08748	42.55695	45.72228	49.58783	52.33550
	30	40.25602	43.77295	46.97922	50.89218	53.67187

Gambar 4.8: Tabel Chi Square

Tabel Nilai Kritis Uji Kolmogorov-Smirnov

n	$\alpha = 0{,}20$	$\alpha = 0{,}10$	$\alpha = 0{,}05$	$\alpha = 0{,}02$	$\alpha = 0{,}01$
1	0,900	0,950	0,975	0,990	0,995
2	0,684	0,776	0,842	0,900	0,929
3	0,565	0,636	0,708	0,785	0,829
4	0,493	0,565	0,624	0,689	0,734
5	0,447	0,509	0,563	0,627	0,669
6	0,410	0,468	0,519	0,577	0,617
7	0,381	0,436	0,483	0,538	0,576
8	0,359	0,410	0,454	0,507	0,542
9	0,339	0,387	0,430	0,480	0,513
10	0,323	0,369	0,409	0,457	0,486
11	0,308	0,352	0,391	0,437	0,468
12	0,296	0,338	0,375	0,419	0,449
13	0,285	0,325	0,361	0,404	0,432
14	0,275	0,314	0,349	0,390	0,418
15	0,266	0,304	0,338	0,377	0,404
16	0,258	0,295	0,327	0,366	0,392
17	0,250	0,286	0,318	0,355	0,381
18	0,244	0,279	0,309	0,346	0,371
19	0,237	0,271	0,301	0,337	0,361
20	0,232	0,265	0,294	0,329	0,352
21	0,226	0,259	0,287	0,321	0,344
22	0,221	0,253	0,281	0,314	0,337
23	0,216	0,247	0,275	0,307	0,330
24	0,212	0,242	0,269	0,301	0,323
25	0,208	0,238	0,264	0,295	0,317
26	0,204	0,233	0,259	0,290	0,311
27	0,200	0,229	0,254	0,284	0,305
28	0,197	0,225	0,250	0,279	0,300
29	0,193	0,221	0,246	0,275	0,295
30	0,190	0,218	0,242	0,270	0,290
35	0,177	0,202	0,224	0,251	0,269
40	0,165	0,189	0,210	0,235	0,252
45	0,156	0,179	0,198	0,222	0,238
50	0,148	0,170	0,188	0,211	0,226
55	0,142	0,162	0,180	0,201	0,216
60	0,136	0,155	0,172	0,193	0,207
65	0,131	0,149	0,166	0,185	0,199
70	0,126	0,144	0,160	0,179	0,192
75	0,122	0,139	0,154	0,173	0,185
80	0,118	0,135	0,150	0,167	0,179
85	0,114	0,131	0,145	0,162	0,174
90	0,111	0,127	0,141	0,158	0,169
95	0,108	0,124	0,137	0,154	0,165
100	0,106	0,121	0,134	0,150	0,161

Pendekatan

n	$1{,}07/\sqrt{n}$	$1{,}22/\sqrt{n}$	$1{,}35/\sqrt{n}$	$1{,}52/\sqrt{n}$	$1{,}63/\sqrt{n}$
200	0,076	0,086	0,096	0,107	0,115

Gambar 4.9: Tabel Kolmogorov Smirnov

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Dengan ini saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Jakarta:

Nama	:	Zuhairini Azzahra Afrah
No. Registrasi	:	3125120204
Jurusan	:	Matematika
Program Studi	:	Matematika

Menyatakan bahwa skripsi ini yang saya buat dengan judul "**Analisis Intervensi Funfsi *Step* terhadap Indeks Harga Konsumen (IHK)**" adalah :

1. Dibuat dan diselesaikan oleh saya sendiri.
2. Bukan merupakan duplikat skripsi yang pernah dibuat oleh orang lain atau jiplakan karya tulis orang lain.

Pernyataan ini dibuat dengan sesungguhnya dan saya bersedia menanggung segala akibat yang timbul jika pernyataan saya tidak benar.

Jakarta, Februari 2017

Yang membuat pernyataan

Zuhairini Azzahra Afrah

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

ZUHAIRINI AZZAHRA AFRAH. Lahir di Jakarta, 12 Agustus 1994. Anak pertama dari pasangan Bapak Arip Soleh dan Ibu Liza Afra. Saat ini bertempat tinggal di jalan Kayu Ramin No18 Rt 11 Rw 001, Utan Kayu Utara, Jakarta Timur 13120.

No. Ponsel	:	085719002293
Email	:	zuhairinizara@gmail.com

Riwayat Pendidikan : Penulis mengawali pendidikan di TK Da'wah Islam selama 2 tahun, dan kemudian melanjutkan pendidikan di SD Perguruan Rakyat 3 pada tahun 2000 - 2006. Setelah itu, penulis melanjutkan ke SMP Negeri 7 Jakarta hingga tahun 2009. Kemudian kembali melanjutkan ke SMA Negeri 31 Jakarta dan lulus tahun 2012. Di Tahun yang sama penulis melanjutkan ke Universitas Negeri Jakarta (UNJ), jurusan Matematika, melalui jalur SNMPTN Undangan. Di awal tahun 2017 penulis telah memperoleh gelar Sarjana Sains untuk Jurusan Matematika, Program Studi Matematika, FMIPA, UNJ.

Riwayat Organisasi : Selama di bangku perkuliahan, penulis aktif di organisasi kemahasiswaaan. Dalam dua tahun pertama, penulis menjadi staff Enterpreneur BEMJ Matematika, khususnya mencari dana untuk kegiatan.

Riwayat Pekerjaan : Penulis mulai menjadi pengajar matematika sejak tahun 2012. Pada tahun 2016, penulis menjadi staff administrasi di Bimbel Educa selama 5 bulan. Pada tahun 2015 penulis menjalani praktik kerja lapangan di Bank Indonesia pada Divisi Statistik Data Sekunder, Departemen Statistik