

Model ARIMAX Dan Deteksi GARCH Untuk Peramalan Inflasi Kota Denpasar Tahun 2014

Rukini^{*)}

Badan Pusat Statistik Provinsi Bali

ABSTRAK

Inflasi merupakan indikator penting yang dapat memberikan informasi mengenai perkembangan harga barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat. Peramalan terhadap inflasi menjadi penting agar dapat membantu pemerintah dalam mengambil kebijakan untuk menjaga stabilitas moneter di masa yang akan datang. Secara umum peramalan inflasi dapat dilakukan dengan pendekatan *time series*, pendekatan kausal, dan gabungan antara pendekatan *time series* dan kausal. Model dengan pendekatan gabungan yang banyak digunakan untuk peramalan inflasi adalah ARIMAX yang mencakup model Fungsi Transfer dan Model Intervensi atau dikenal juga dengan model regresi dinamis. Selain itu, pendekatan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) untuk model varians juga telah diaplikasikan pada peramalan inflasi. Dalam Penelitian ini akan dijelaskan prosedur pembentukan model ARIMAX dan deteksi GARCH sebagai studi kasus digunakan data inflasi Kota Denpasar. Variabel prediktor yang digunakan terdiri atas variabel data metrik (yaitu jumlah wisatawan mancanegara) dan variabel data non metrik (yaitu kenaikan bahan bakar minyak (BBM), tarif dasar listrik (TDL), dan kejadian bom Bali). Model terbaik untuk data *in-sample* adalah model intervensi dengan nilai AIC dan SBC terkecil, sedangkan untuk data *out-sample* model terbaiknya adalah model fungsi transfer dengan nilai RMSE terkecil. Hasil deteksi GARCH dengan uji *Lagrange Multiplier* menunjukkan tidak ditemukan adanya unsur heteroskedastisitas pada model ARIMAX.

Kata kunci: ARIMAX, GARCH, inflasi, metrik, non metrik

ARIMAX Model And GARCH Detection For Forecasting Inflation In Denpasar 2014

ABSTRACT

Inflation is an important indicator that can provide information on the development of prices of goods and services consumed by public. Forecasting inflation is important in order to assist the government in taking monetary policy to maintain economic stability in the future. In general, forecasting inflation can be done with *time series* approach, causal approach, and a combination of *time series* and causal approaches. Models with a combined approach that is widely used for forecasting inflation is ARIMAX model that includes Transfer Function and Intervention Model or also known as dynamic regression models. In addition, *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) for variance has also been applied to models in forecasting inflation. This study explains the procedure of building the ARIMAX models and GARCH detection using a case study of inflation data in denpasar city. Predictor variables consist of metric data variable (ie number of foreign tourists) and non-metric data variables (the increase of fuel oil (BBM)), basic electricity tariff (TDL) and Bali bombings). The best model for *in-sample* data is intervention model with the smallest value of AIC and SBC, whereas the best model for data *out-sample* is transfer function model with the smallest RMSE value. GARCH detection results with *Langrange Multiplier* test shows no evidence of heteroscedasticity in ARIMAX model.

Keywords: ARIMAX, GARCH, inflation, metric, non-metric.

*) E-mail: iinrukini@gmail.com

PENDAHULUAN

Inflasi dapat diartikan juga sebagai suatu proses meningkatnya harga barang dan jasa secara umum, terus menerus dan saling mempengaruhi. Penyebab inflasi dapat dikelompokkan menjadi tiga kategori, yaitu Ekspektasi Inflasi, Volatilitas Nilai Tukar dan *Output Gap* yang berupa ketidakseimbangan antara permintaan dan pasokan (Hasbullah, 2012). Ekspektasi inflasi biasanya disebabkan oleh kenaikan tarif dasar listrik (TDL), bahan bakar minyak (BBM), elpiji dan lain-lain. Inflasi memiliki dampak positif dan negatif tergantung pada besar kecilnya tingkat inflasi. Karena besarnya pengaruh yang ditimbulkan inflasi terhadap perekonomian negara, maka perlu dilakukan peramalan terhadap tingkat inflasi pada masa yang akan datang guna menentukan langkah-langkah yang harus disiapkan dalam menghadapi kondisi ekonomi ke depan yang dipengaruhi oleh inflasi. Peramalan inflasi berhubungan dengan peramalan data runtun waktu atau *time series*. Model *time series* yang paling populer dan banyak digunakan dalam peramalan data *time series* univariat adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* atau yang dikenal dengan model ARIMA (Makridakis *et al.*, 1998). Prosedur Box-Jenkins merupakan prosedur baku (standar) yang dikenalkan oleh Box-Jenkins (1976) untuk mendapatkan model ARIMA yang sesuai pada suatu data runtun waktu.

Penelitian-penelitian sebelumnya mengenai peramalan inflasi yang menggunakan teknis model *time series multivariate* diantaranya dilakukan oleh Kismiantini dan Dhoriva (2010) dampak penurunan harga BBM jenis premium terhadap angka inflasi di Kota Yogyakarta menggunakan model intervensi dengan *step function* dan Rokimah (2012) yang meramalkan inflasi Jawa Timur dengan pendekatan fungsi transfer dan *artificial neural network*. Sampai hari ini sejauh penulis ketahui belum ada penelitian yang melibatkan gabungan input metrik (yaitu jumlah wisatawan mancanegara) dan non metrik (yaitu kenaikan bahan bakar minyak (BBM), tarif dasar listrik (TDL) dan kejadian bom Bali), khususnya yang menjelaskan prosedur pembentukan modelnya. Metode pendekatan gabungan yang banyak digunakan dalam peramalan inflasi adalah ARIMAX yang mencakup model fungsi transfer dan model intervensi. Sebagai salah satu metode dalam analisis data *time series*, ARIMA dan ARIMAX menjadi metode yang dipakai secara luas dalam ekonometrika. Metode ini mensyaratkan beberapa kondisi yang harus dipenuhi, antara lain data harus stasioner, baik stasioner dalam *mean* ataupun stasioner dalam varians. Selain itu,

residual dari model tersebut harus bersifat *white noise* yaitu residual mempunyai *mean* nol dan mempunyai varians yang konstan (Box dan Jenkins, 1976).

Dalam praktek, pemodelan ARIMA atau ARIMAX pada suatu data ekonomi seringkali memberikan residual dengan varians yang tidak konstan (heterogen). Engle (1982) memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) untuk memodelkan inflasi di Inggris yang mengandung varians yang tidak konstan. Kemudian model ARCH disempurnakan menjadi *Generalized ARCH* (GARCH) oleh Bolerslev (1986). Metode ini mampu mengatasi heteroskedastisitas dalam data deret waktu. Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan diatas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah: Bagaimana prosedur pembentukan model ARIMAX dengan prediktor (*input*) gabungan data metrik dan non metrik dan mengidentifikasi heteroskedastisitas untuk residual model ARIMAX dengan prediktor gabungan data metrik dan data non metrik serta berapa nilai ramalan inflasi Kota Denpasar bulan Januari-Desember 2014 berdasarkan model ARIMAX

Metode ARIMA Box-Jenkins

Prosedur pembentukan model ARIMA meliputi beberapa tahapan yaitu identifikasi, estimasi, cek diagnosa dan peramalan. Model Box-Jenkins (ARIMA) dibagi ke dalam 3 kelompok, yaitu: model *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), dan model campuran ARMA (*autoregressive moving average*) yang mempunyai karakteristik dari dua model pertama.

- 1) Identifikasi
 - a. Bentuk model AR (*p*) atau model ARIMA (*p*, 0, 0) secara umum adalah :

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \dots\dots\dots(1)$$

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = a_t$$
 - b. Bentuk model MA (*q*) atau model ARIMA (0, 0, *q*) secara umum adalah:

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \dots\dots\dots(2)$$

$$\dot{Z}_t = \theta(B) a_t$$
 - c. Bentuk model ARMA (*p*, *q*) atau model ARIMA (*p*, 0, *q*) secara umum adalah:

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \dots\dots\dots(3)$$
 - d. Bentuk umum model ARIMA adalah :

$$\phi_p(B) (1-B)^d \dot{Z}_t = \theta_o + \theta_q(B) a_t \dots\dots\dots(4)$$

Tabel 1. Karakteristik ACF dan PACF yang Stasioner

Proses	ACF	PACF
Autoregressive orde p	Dies down	Cuts off setelah lag ke- p
Moving Average orde q	Cuts off setelah lag ke- q	Dies down
ARMA orde (p,q)	Dies down	Dies down

e. Sedangkan gabungan antara model ARIMA non musiman dan ARIMA musiman disebut ARIMA multiplikatif yang dinyatakan sebagai berikut :

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(1 - B)^d(1 - B^s)^{D_s}Z^t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \dots\dots\dots(5)$$

2) Estimasi Parameter

Ada beberapa cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan parameter-parameter model ARIMA (Wei, 2006), antara lain: Metode Momen; Metode *Maximum Likelihood*, dan Metode OLS (Ordinary Least Squares). Secara umum, misalkan δ adalah suatu parameter pada model ARIMA (mencakup ϕ , θ , dan μ) dan $\hat{\delta}$ adalah nilai estimasi dari parameter tersebut, serta s.e ($\hat{\delta}$) adalah standar *error* dari nilai taksiran $\hat{\delta}$ maka uji signifikansi parameter dapat dilakukan sebagai berikut:

Hipotesa:

$H_0 : \delta = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \delta \neq 0$ (parameter signifikan)

Statistik uji:

$$t = \frac{(\hat{\delta})}{s.e(\hat{\delta})} \dots\dots\dots(6)$$

Daerah penolakan : Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$ atau menggunakan nilai *p-value* $< \alpha$ artinya parameter signifikan.

3) Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnosis residual dari model, yaitu residual bersifat *white noise* juga berdistribusi normal. Pengujian asumsi *white noise* menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (residual *White Noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ (residual tidak *White Noise*),

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

Statistik Uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \dots\dots\dots(7)$$

daerah penolakan: Tolak H_0 jika $Q > \chi^2_{(\alpha, K-m)}$, dengan $m = p + q$ (orde ARMA) atau dengan menggunakan *p-value* $< \alpha$, artinya model tidak sesuai karena residual tidak memenuhi asumsi *White*

Noise. Pengujian selanjutnya yaitu uji asumsi residual berdistribusi normal. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan *Kolmogorov Smirnov* (Daniel, 1989).

Hipotesis yang digunakan adalah :

$H_0 : F_n(x) = F_0(x)$ atau residual berdistribusi normal

$H_1 : F_n(x) \neq F_0(x)$ atau residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji :

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)| \dots\dots\dots(8)$$

Dimana, fungsi yang dihipotesiskan berdistribusi normal; $F_n(x)$ = fungsi distribusi kumulatif dari data asal; dan n = banyaknya residual. Nilai D_{hitung} dibandingkan dengan nilai D pada tabel *Kolmogorov-Smirnov* dengan derajat bebas n . Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $D_{hitung} > D_{\alpha, n}$ atau dapat menggunakan *p-value*. Jika *p-value* $< \alpha$ berarti H_0 ditolak yang berarti residual tidak berdistribusi normal.

4) Pemilihan Model Terbaik

Untuk menentukan model terbaik dapat digunakan kriteria pemilihan model yang berdasarkan residual dan kesalahan peramalan (Wei, 2006). Adapun kriteria pemilihan model yang berdasarkan residual pada data *in-sample* menggunakan nilai AIC dan SBC. Sedangkan untuk pemilihan model berdasarkan kesalahan peramalan pada data *out-sample* menggunakan nilai RMSE

Model ARIMAX

1) Prosedur Pembentukan Model Fungsi Transfer

Bentuk umum model fungsi transfer untuk *input* tunggal (x_t) dan *output* tunggal (y_t) adalah (Wei, 2006):

$$y_t = v(B)x_t + n_t$$

$$y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)}x_t + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)}a_t \dots\dots\dots(9)$$

Tahapan Pembentukan Model ARIMAX dengan *Input Data* Metrik (Model Fungsi Transfer) dijabarkan berikut ini.

a. Identifikasi bentuk model

(i) Mempersiapkan deret *input* dan deret *output*

(ii) Prewhitening deret *input* dan deret *output*

diasumsikan deret input x_t mengikuti proses ARMA :

$$f_x(B)x_t = q_x(B)a_t \dots\dots\dots(10)$$

dimana a_t adalah *white noise*. Deret a_t yaitu :

$$a_t = \frac{f_x(B)}{q_x(B)x_t} \dots\dots\dots(11)$$

dan untuk deret b_t adalah:

$$b_t = \frac{f_x(B)}{q_x(B)} y_t \dots\dots\dots(12)$$

(iii) Penghitungan *Crosscorrelation Function* (CCF) dan autokorelasi untuk deret *input* dan deret *output* yang telah di-*prewhitening*.

$$r_{ab}(k) = \frac{g_{ab}(k)}{s_a s_b(B)} \dots\dots\dots(13)$$

$$k = 0, \pm 1, \pm 2$$

- (iv) Penaksiran bobot respon impuls
- (v) Penetapan (b, r, s) untuk model fungsi transfer berdasarkan plot CCF
- (vi) Penaksiran awal deret gangguan (*noise series*)

$$\hat{n}_t = y_t - \hat{v}(B)x_t$$

$$\hat{n}_t = y_t - \frac{\hat{w}_s(B)}{\hat{d}_r(B)} B^b x_t \dots\dots\dots(14)$$

(vii) Penentuan model ARIMA dari deret gangguan

$$n_t = \frac{f_p(B)}{f_q(B)} a_t \dots\dots\dots(15)$$

- b. Estimasi Parameter Model Fungsi Transfer
- c. Diagnosa Model Fungsi Transfer

2) Prosedur Pembentukan Model Intervensi
Bentuk umum dari model intervensi adalah dijabarkan pada Persamaan 16 berikut (Wei, 2006).

$$y_t = \sum_{j=1}^k \frac{w_{sj}(B)}{d_{rj}(B)} I_{j,t} + \frac{q_q(B)}{f_p(B)} a_t \dots\dots\dots(16)$$

Tahapan Pembentukan Model ARIMAX dengan *Input* Data Non Metrik (Model Intervensi) dijabarkan berikut ini.

- a. Identifikasi Bentuk Model
 - (i) Mempersiapkan data berdasarkan waktu-waktu intervensi
 - (ii) Menentukan model ARIMA menggunakan prosedur Box-Jenkins
 - (iii) Identifikasi order model intervensi (b, r, s)

Dalam mengidentifikasi order pada model intervensi, ada dua metode yang dapat dilakukan yaitu : 1) Metode Eksploratori dimana order (b, r, s) didapatkan melalui suatu besaran statistik untuk mengeksplorasi kemungkinan order (b, r, s) yang sesuai dengan melihat plot residual (Y_t^*); dan 2) Metode Konfirmatori, dimana order (b, r, s) ditetapkan berdasarkan diskriptif data melalui plot *time series* pada setiap waktu dimana terjadi intervensi tersebut.

- b. Estimasi Parameter Model Intervensi
- c. Diagnosa Model Fungsi Intervensi

3) Prosedur Pembentukan Model ARIMAX *Input* Gabungan Data Metrik dan Non Metrik

Tahapan Pembentukan Model ARIMAX *Input* Gabungan Data Metrik dan Non Metrik dijabarkan berikut ini.

- a. Identifikasi Bentuk Model

Dalam identifikasi order model ARIMAX dengan input gabungan data metrik dan non metrik dapat dilakukan dengan dua kemungkinan: 1) Jika order (p, q) dari model fungsi transfer dan model intervensi sama maka tahapan estimasi dilakukan dengan (b, r, s) dari model fungsi transfer, (b_i, r_i, s_i) dari model intervensi serta (p, q) ; dan 2) Jika order (p, q) dari model fungsi transfer dan model intervensi berbeda, maka pada tahap estimasi dicobakan untuk masing-masing model yaitu: (b, r, s) dari model fungsi transfer, (b_i, r_i, s_i) dari model intervensi serta (p, q) dari model fungsi transfer; dan (b, r, s) dari model fungsi transfer, (b_i, r_i, s_i) dari model intervensi serta (p, q) dari model intervensi.
- b. Estimasi Parameter Model ARIMAX dengan *input* gabungan data metrik dan non metrik
- c. Diagnosa Model ARIMAX dengan *input* gabungan data metrik dan non metric

DATA DAN METODOLOGI

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data inflasi Kota Denpasar, data tentang jumlah wisatawan mancanegara dan data tentang kejadian-kejadian khusus yang diduga menyebabkan kenaikan inflasi, yaitu kenaikan BBM, kenaikan TDL, dan kejadian Bom Bali I dan II. Data tersebut diamati mulai Januari 2000 sampai dengan Desember 2013. Pada proses analisis, data akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* untuk pembentukan model dan data *testing* untuk validasi dan pemilihan model terbaik. Data periode Januari 2000 sampai dengan Desember 2013 digunakan

Tabel 2. Deskripsi Tentang Variabel Penelitian

No	Variabel	Keterangan	Skala
1	Y_t	Inflasi Kota Denpasar pada bulan ke-t	Metrik (interval)
2	$X_{1,t}$	Jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Bali pada bulan ke-t	Metrik (rasio)
3	$X_{2,j,t}$	Kejadian kenaikan BBM ke-j pada bulan ke-t	Nonmetrik (nominal)
4	$X_{3,j,t}$	Kejadian kenaikan TDL ke-j pada bulan ke-t	Nonmetrik (nominal)
5	$X_{4,j,t}$	Kejadian bom Bali ke-j pada bulan ke-t	Nonmetrik (nominal)

Tabel 3. Deskripsi Tentang Variabel Kejadian Kenaikan BBM

Waktu (t)	Intervensi	% Kenaikan	Tanggal Kejadian
10	$X_{2,1,t}$	16,37%	10 Oktober 2000
18	$X_{2,2,t}$	30,12%	16 Juni 2001
25	$X_{2,3,t}$	28,23%	17 Januari 2002
37	$X_{2,4,t}$	21%	2 Januari 2003
63	$X_{2,5,t}$	30%	1 Maret 2005
70	$X_{2,6,t}$	126%	1 Oktober 2005
101	$X_{2,7,t}$	28,73%	24 Mei 2008
162	$X_{2,8,t}$	44 %	Juni 2013

Tabel 4. Deskripsi Tentang Variabel Kejadian Kenaikan TDL

Waktu (t)	Intervensi	% Kenaikan	Tanggal Kejadian
37	$X_{3,1,t}$	6%	Januari 2003
40	$X_{3,2,t}$	6%	April 2003
43	$X_{3,3,t}$	6%	Juli 2003
46	$X_{3,4,t}$	6%	Oktober 2003
127	$X_{3,5,t}$	6%	Juli 2010
133	$X_{3,6,t}$	10%	Januari 2011
157	$X_{3,7,t}$	4 %	Januari 2013
160	$X_{3,8,t}$	4%	April 2013
163	$X_{3,9,t}$	4%	Juli 2013
166	$X_{3,10,t}$	4%	Oktober 2013

Tabel 5. Deskripsi Tentang Variabel Kejadian Bom Bali

Waktu (t)	Intervensi	Tanggal Kejadian
34	$X_{4,1,t}$	Oktober 2002
70	$X_{4,2,t}$	Oktober 2005

sebagai data *training (in-sample)* dan data periode Januari 2014 sampai dengan April 2014 sebagai data *testing (out-sample)*.

Secara umum ada dua variabel yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu variabel respon (*output*) dan variabel prediktor (*input*). Variabel output yang menjadi fokus kajian penelitian adalah inflasi bulanan di Kota Denpasar. Sedangkan variabel *input* penelitian terdiri atas variabel data metrik, yaitu jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Bali, dan variabel data non metrik yaitu kejadian kenaikan BBM, kejadian kenaikan TDL, dan kejadian bom Bali. Semua variabel penelitian tersebut diamati dalam periode bulan.

Tahapan pengembangan prosedur untuk pemben-

tukan model ARIMAX terdiri dari prosedur pembentukan model dengan *input* data metrik (dikenal dengan model Fungsi Transfer) dan prosedur pembentukan model dengan *input* data nonmetrik (dikenal dengan model intervensi). Tahapan-tahapan yang akan dilakukan untuk pengembangan prosedur pembentukan model ARIMAX telah diuraikan sebelumnya. Model yang didapat kemudian dipilih berdasarkan kriteria model ARIMAX terbaik dan identifikasi homoskedastisitas varians dari semua model apakah mengandung unsur heteroskedastisitas. Langkah terakhir adalah menentukan nilai ramalan berdasarkan model terbaiknya.

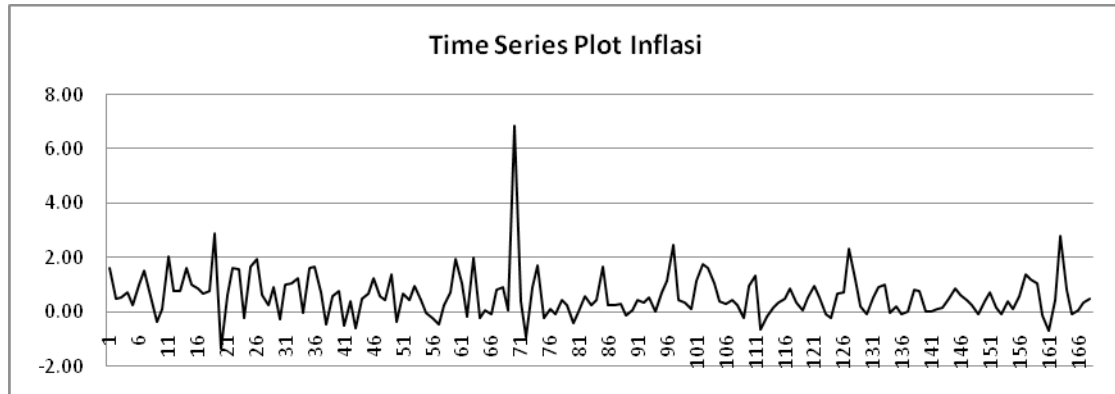
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembentukan Model ARIMA untuk Data Inflasi Kota Denpasar

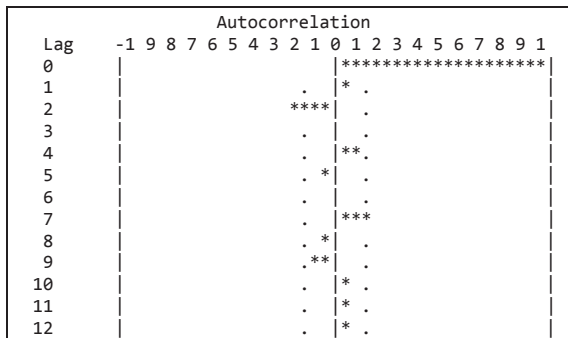
Plot *time series* dan plot ACF dari data inflasi Kota Denpasar akan digambarkan pada Gambar 1, 2, dan 3.

Gambar 1 Menunjukkan bahwa data sudah stasion-

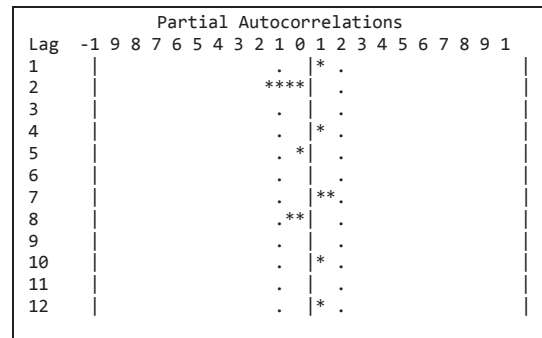
Gambar 1. Time Series Plot Inflasi Kota Denpasar



Gambar 2. Plot ACF Inflasi Kota Denpasar



Gambar 3. Plot PACF Inflasi Kota Denpasar



Tabel 6. Hasil Identifikasi Model ARIMA Inflasi Kota Denpasar

Model	Signifikansi Parameter	White Noise	Berdistribusi Normal	AIC	SBC
ARIMA (2,0,0)	v	v	v	328.9216	347.6653
ARIMA ([1,2],0,0)	v	v	v	323.4389	345.3067
ARIMA (0,0,2)	-	v	-		

er, namun ada satu titik ekstrim yang diduga dapat mempengaruhi pemodelan. Plot ACF pada Gambar 2 terlihat bahwa ada lag yang keluar dari batas signifikansi (lag ke-2 ada yang signifikan) artinya data belum *white noise*. Berdasarkan Plot ACF dan Plot PACF dugaan model ARIMA untuk data inflasi kota Denpasar seperti disajikan pada Tabel 6. Pada Tabel 6 menunjukkan bahwa model ARIMA yang sesuai untuk data inflasi Kota Denpasar adalah ARIMA ([1,2],0,0), dimana semua asumsi telah terpenuhi dan memiliki nilai AIC dan SBC terkecil.

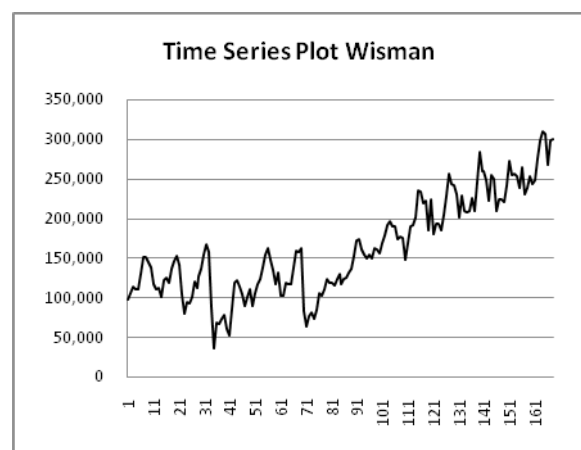
Tahapan Pengembangan Prosedur Pembentukan model ARIMAX

- 1) Prosedur Pembentukan Model Fungsi Transfer (*Input Data Metrik*)
 - a. Identifikasi Bentuk Model

Proses identifikasi bentuk model akan dijabarkan melalui beberapa tahapan berikut.

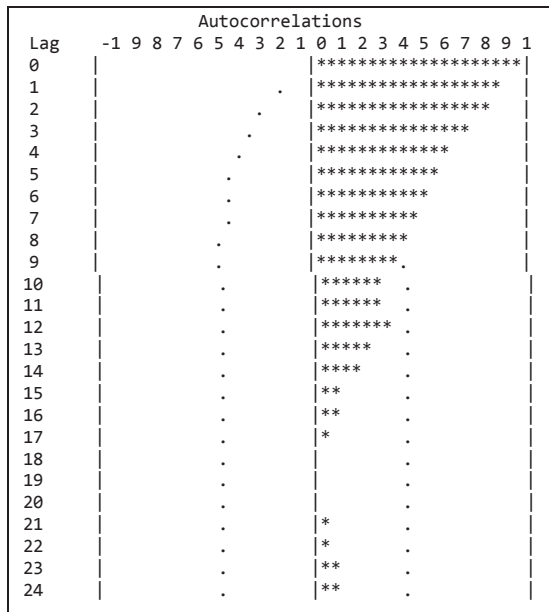
 - (i) Mempersiapkan deret *input* dan deret *output*. Deret *input* yang menjadi fokus pada penelitian ini

Gambar 4. Time Series Plot Jumlah Wisman

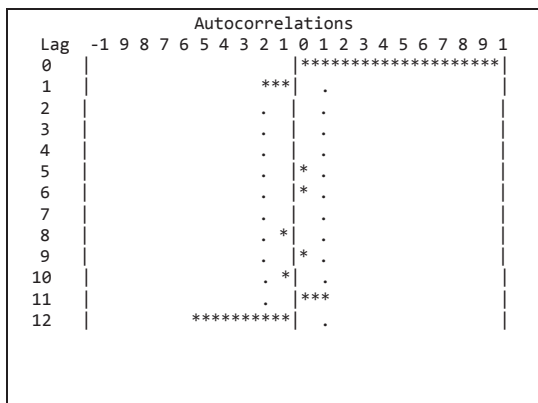


adalah jumlah wisatawan mancanegara (wisman) Gambar 5 menunjukkan plot ACF jumlah wisatawan mancanegara, dimana terlihat pola *dies down* yang lambat dan berulang pada periode ke-12. Hal ini mengindikasikan bahwa data belum stasioner dalam *mean* (rata-rata) dan adanya faktor musiman. Sehingga

Gambar 5. Plot ACF Jumlah Wisman



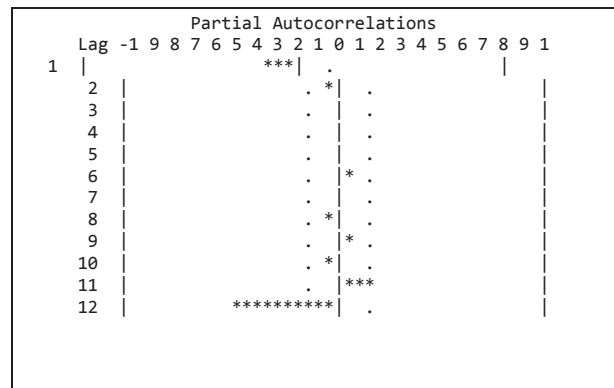
Gambar 6. Plot ACF Jumlah Wisatawan Mancanegara Setelah Differencing 1 Regule dan Musiman 12



ga perlu dilakukan differencing 1 reguler kemudian di differencing musiman 12.

Gambar 6 dan Gambar 7 menunjukkan plot ACF dan PACF data jumlah wisatawan mancanegara setelah differencing 1 reguler dan differencing musiman 12. Setelah dilakukan proses differencing, plot ACF memperlihatkan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata. Melalui plot ACF dan PACF tersebut dapat diidentifikasi order model ARIMA yang sesuai untuk data jumlah wisatawan mancanegara. Dengan melihat pola PACF yang dies down dan ACF cut off di lag 12, maka dugaan model ARIMA yang terbentuk adalah model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹². Langkah selanjutnya adalah estimasi parameter dan diagnostik model deret input. Berdasarkan Tabel 7 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi 5% parameter pada model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹² mempunyai nilai p-value kurang dari a = 0,05 maka H₀ ditolak yang berarti bahwa parameter model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹²

Gambar 7. Plot PACF Jumlah Wisatawan Mancanegara Setelah Differencing 1 Reguler Dan Musiman 12



Tabel 7. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹² Jumlah Wisatawan Mancanegara

Parameter	Estimasi	p-value	Keputusan
q ₁₂	0,67698	<0,0001	Signifikan

signifikan. Sehingga parameter dapat digunakan dalam model.

Berdasarkan Tabel 8 terlihat bahwa autokorelasi residual model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹² menunjukkan nilai p-value yang lebih besar dari a = 0,05 maka H₀ diterima artinya autokorelasi residual tidak signifikan atau tidak terdapat korelasi antar lag atau residual sudah white noise. Oleh sebab itu model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹² layak digunakan dengan Persamaan (17) berikut.

$$(1 - B)(1 - B)^{12} x_{1t} = (1 - \Theta_{12} B^{12}) a_t$$

$$(1 - B)(1 - B)^{12} x_{1t} = (1 - 0,67698 B^{12}) a_t \dots\dots(17)$$

(ii) Pemutihan deret input dan pemutihan deret output

Setelah didapatkan model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹² maka pemutihan deret input dan deret output dapat ditentukan yaitu dari Persamaan (18) diperoleh persamaan deret input berikut.

$$a_t = \frac{(1 - B)(1 - B^{12}) x_{1t}}{(1 - 0,67698 B^{12})} \dots\dots\dots(18)$$

$$b_t = \frac{(1 - B)(1 - B^{12}) y_t}{(1 - 0,67698 B^{12})} \dots\dots\dots(19)$$

Langkah selanjutnya setelah pemutihan deret input dan deret output adalah pengecekan korelasi silang antar deret input dan deret output yang telah diputihkan.

(iii) Penghitungan korelasi silang antar deret input dan deret output yang telah diputihkan.

Tabel 8. Hasil Uji *White Noise* Residual Model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹² Jumlah Wisatawan Mancanegara

Lag	Chi-Sqrt	DF	p-value	Keputusan
6	4,33	5	0,5023	<i>White Noise</i>
12	7,05	11	0,7950	<i>White Noise</i>
18	8,65	17	0,9507	<i>White Noise</i>
24	10,48	23	0,9879	<i>White Noise</i>

Gambar. 8 Plot ACF Dari Deret *Noise*

		Autocorrelation Plot of Residuals																						
Lag	Covariance	Correlation	-1	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	Std Error
0	2.680499	1.00000												*****										0
1	-0.974651	-.36361												*****	.									0.080322
2	-0.737619	-.27518												*****	.									0.090319
3	0.247094	0.09218												.	**	.								0.095575
4	0.558381	0.20831												.	***	.								0.096147
5	-0.599711	-.22373												****	.									0.099016
6	-0.187429	-.06992												.	*	.								0.102226
7	0.712285	0.26573												.	****	.								0.102534
8	-0.276189	-.10304												.	**	.								0.106884
9	-0.419819	-.15662												.	***	.								0.107523
10	0.530894	0.19806												.	****	.								0.108985
11	0.553794	0.20660												.	****	.								0.111283
12	-1.266280	-.47240												*****	.									0.113731

Pada tahap ini penghitungan korelasi silang dan autokorelasi dilakukan pada masing-masing deret *input* dan deret *output* yang telah diputihkan. Tujuannya adalah untuk mengetahui apakah ada hubungan dari waktu ke waktu yang mempengaruhi deret tersebut. Dari hasil korelasi silang diharapkan akan diperoleh hasil dimana deret *input* tidak mempengaruhi deret *output*. Penentuan nilai (b,r,s) didasarkan pada hasil plot *Crosscorrelation Function* (CCF). Analisis korelasi silang antara deret *input* dan deret *output* yang telah diputihkan yaitu hanya signifikan pada lag 0 dan 1, sehingga diduga nilai b=0, r=0, dan s=1 yang digunakan untuk menentukan bobot fungsi transfer selanjutnya.

(iv) Penaksiran bobot fungsi transfer sementara

Pada tahap ini untuk menghasilkan bobot fungsi transfer menggunakan hasil yang telah diperoleh dalam korelasi silang antara deret *input* dan deret *output* yang telah diputihkan seperti pada Persamaan (20).

$$\hat{v}(B)x_{1t} = (w_0 - w_1 B)x_{1t} \dots\dots\dots(20)$$

(v) Penaksiran awal deret gangguan n_t

Tahap selanjutnya adalah menghitung taksiran awal komponen *noise* dari model fungsi transfer dengan menggunakan Persamaan (21) berikut.

$$n_t = y_t - \hat{v}(B)x_{1t}$$

$$n_t = y_t - (w_0 - w_1 B)x_{1t} \dots\dots\dots(21)$$

(vi) Identifikasi bentuk model ARIMA untuk n_t

Dengan melihat plot ACF pada deret *noise* pada Gambar 8, dimana plot ACF *cut off* di lag 1,2,7,12. Dengan mengestimasi dan uji signifikansi parameter dugaan MA (1,2,7,12). Maka dugaan model deret *noise* adalah ARIMA (0,1,[1,2])(0,1,1)¹². Setelah model ARIMA untuk deret *noise* didapat maka model fungsi transfer terbentuk pada Persamaan (22).

$$y_t = w_0 - w_1 B)x_{1t} + (1 - q_1 B - q_2 B^2)(1 - q_{12} B^{12})a_t \dots\dots\dots(22)$$

b. Estimasi parameter model fungsi transfer

Berdasarkan Tabel 9 dapat disimpulkan bahwa parameter model fungsi transfer telah signifikan dengan taraf signifikansi 5%, dimana memiliki nilai *p-value* lebih besar dari alpha 0,05. Persamaan model fungsi transfer yang terbentuk adalah seperti tertuang dalam Persamaan (23).

$$y_t = -0,0000162x_{1t} + 0,0000198x_{1,t-1} + (1 - 0,81474B - 0,20846B^2)(1 - 0,76412B^{12})a_t \dots\dots\dots(23)$$

c. Diagnosa Model Fungsi Transfer

Tabel 10 menunjukkan bahwa model fungsi transfer telah memenuhi asumsi *white noise* dimana dengan taraf signifikansi 5% memiliki nilai *p-value* lebih besar dari 0,05. Tabel 4.6 menunjukkan hasil uji normalitas terhadap residual model fungsi transfer, dimana dengan taraf signifikansi 5% memiliki nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 yang berarti model fungsi transfer telah memenuhi asumsi berdistribusi normal.

Pada Gambar 4.9 menunjukkan bahwa inflasi Kota

Tabel 9. Hasil Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer

Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>	Lag	Variabel	Keputusan
q1	0,81474	<,0001	1	y_t	Signifikan
q2	0,20846	0,0270	2	y_t	Signifikan
q12	0,76412	<,0001	12	y_t	Signifikan
w1	-0,0000162	0,0017	0	$x1_t$	Signifikan
w2	-0,0000198	0,0001	1	$x1_t$	Signifikan

Tabel 10. Hasil Uji *White Noise* Model Fungsi Transfer

Lag	Chi-Square	DF	<i>p-value</i>	Keputusan
6	3,06	3	0,3820	<i>White Noise</i>
12	11,04	9	0,2730	<i>White Noise</i>
18	13,33	15	0,5771	<i>White Noise</i>
24	18,12	21	0,6414	<i>White Noise</i>
30	25,96	27	0,5206	<i>White Noise</i>

Tabel 11. Hasil Uji Normalitas Residual Model Fungsi Transfer

Test	D_hitung	<i>p-value</i>	Keputusan
<i>Kolmogorov-Smirnov</i>	0,063668	0,1286	Berdistribusi Normal

Denpasar pada bulan ke- t dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada bulan ke- t sebesar -0,0000162 dan dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada bulan ke- $(t-1)$ sebesar -0,0000198.

2) Prosedur Pembentukan Model Intervensi (*Input Data Non Metrik*)

Penentuan order (b, r, s) untuk masing-masing intervensi berdasarkan deskriptif data yaitu dengan melihat plot *time series* pada setiap t dimana terjadi intervensi tersebut.

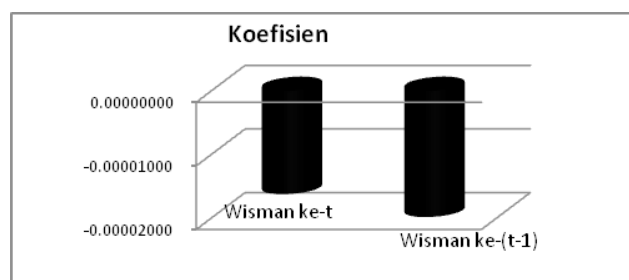
Pembentukan model ARIMAX (semua Intervensi)

Hasil estimasi dan uji signifikansi parameter model Intervensi gabungan dari masing-masing kejadian intervensi dapat dilihat pada Tabel 12. Untuk kejadian bom Bali II pada bulan Oktober 2005 tidak terlihat, hal ini karena waktu kejadian yang bersamaan dengan waktu kejadian kenaikan BBM bulan Oktober 2005. Sehingga tidak dimasukkan ke dalam model. Hasil identifikasi ACF dan PACF dapat dilihat pada Gambar 15 dan Gambar 16.

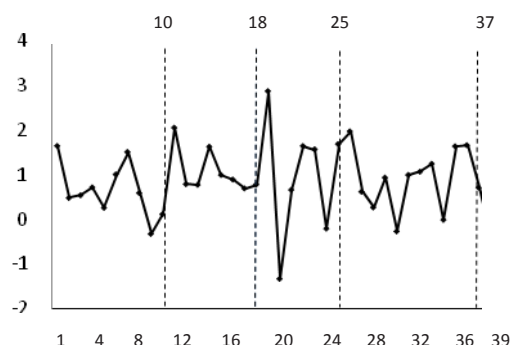
Tabel 13 menunjukkan bahwa semua parameter signifikan, hal ini ditunjukkan dengan taraf signifikansi 5% memiliki nilai *p-value* kurang dari 0,05.

Sehingga model intervensi yang diperoleh dapat ditulis dalam Persamaan 24.

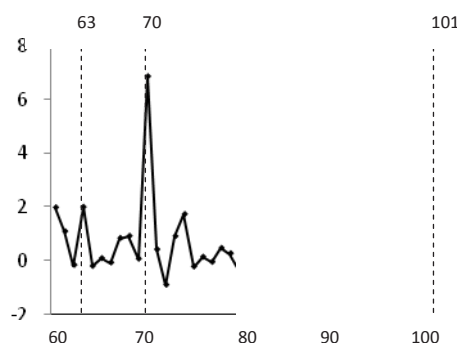
Gambar 9. Besarnya Efek Yang Ditimbulkan Dari Jumlah Wisatawan Mancanegara Terhadap Inflasi Kota Denpasar



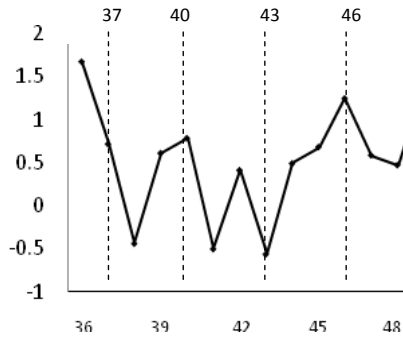
Gambar 10. *Time Series* Plot Inflasi Kota Denpasar Saat Kenaikan BBM Pada $t=10, t=18, t=25$ Dan $t=37$



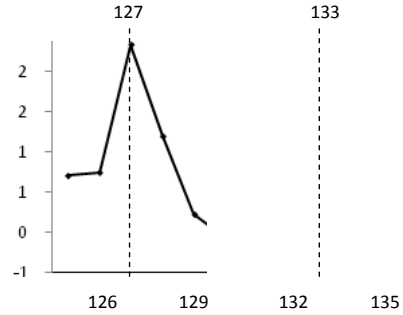
Gambar 11. *Time Series* Plot Inflasi Kota Denpasar Saat Kenaikan BBM Pada $t=63, t=70$ dan $t=101$



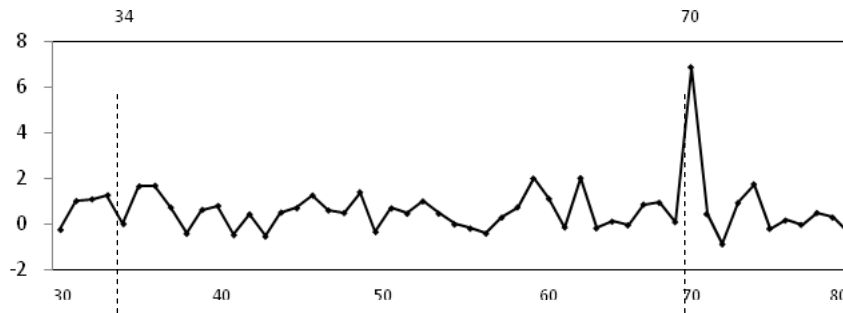
Gambar 12. Time Series Plot Inflasi Kota Denpasar Saat Kenaikan TDL Pada t=37, t=40, t=43 dan t=46



Gambar 13. Time Series Plot Inflasi Kota Denpasar Saat Kenaikan TDL Pada t=127 dan t=133



Gambar 14. Time Series Plot Kejadian Bom Bali I dan II Pada t=34 dan t=70



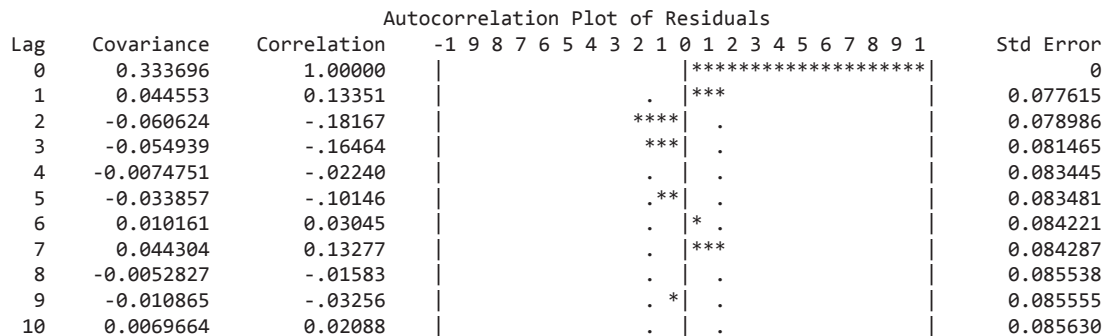
Bom Bali I
(Oktober 2002)

Bom Bali II
(Oktober 2005)

Tabel 12. Hasil Identifikasi Order (b,r,s) Pada Masing-Masing Waktu Kejadian Intervensi

Intervensi	Waktu (t)	b	r	s	Intervensi	Waktu (t)	b	r	s
Kenaikan BBM	10	1	0	0	Kenaikan TDL	37	0	0	0
	18	1	0	0		40	0	0	0
	25	0	0	1		43	0	0	1
	37	0	0	0		46	0	0	0
	63	0	0	0		127	0	0	0
	70	0	0	0		133	0	0	0
	101	1	0	1		157	0	0	0
Bom Bali	162	1	0	0	160	0	0	0	
	34	1	0	1	163	0	0	0	
	70	0	0	0	166	0	0	0	

Gambar 15. Plot ACF Residual Model Intervensi



Gambar 16. Plot PACF Residual Model Intervensi

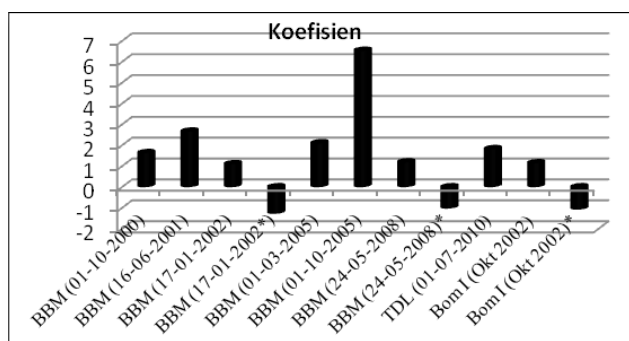
Lag	Correlation	Partial Autocorrelations																				
		-1	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1
1	0.13351											***										
2	-0.20312									***												
3	-0.11505									**												
4	-0.01936									.												
5	-0.15854									***												
6	0.04124									.	*											
7	0.07857									.	**											
8	-0.07865									**												
9	0.03083									.	*											
10	0.02490									.												

Tabel 13. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Dari Masing-Masing Kejadian yang Signifikan Terhadap Model

Parameter	Estimasi	p-value	Lag	variabel	Shift	Keputusan
q_0	0,46576	<,0001	0	Y	0	Signifikan
f_1	0,20086	0,0166	1	Y	0	Signifikan
f_{12}	-0,25989	0,0024	2	Y	0	Signifikan
w_1	1,42137	0,0090	0	$X_{2,1,t}$	1	Signifikan
w_2	2,79271	<,0000	0	$X_{2,2,t}$	1	Signifikan
w_3	1,58623	0,0050	0	$X_{2,3,t}$	0	Signifikan
w_4	-1,27509	0,0225	0	$X_{2,3,t}$	0	Signifikan
w_5	1,85592	0,0007	0	$X_{2,5,t}$	0	Signifikan
w_6	6,23734	<,0001	0	$X_{2,6,t}$	0	Signifikan
w_7	1,22027	0,0295	0	$X_{2,7,t}$	1	Signifikan
w_8	-1,16094	0,0377	1	$X_{2,7,t}$	1	Signifikan
w_9	1,67564	0,0021	0	$X_{3,5,t}$	0	Signifikan
w_{10}	1,26131	0,0202	0	$X_{4,1,t}$	1	Signifikan
w_{11}	1,90163	0,0006	0	$X_{2,8,t}$	1	Signifikan

$$\begin{aligned}
 Y_t = & 0,46576 - 1,42137X_{2,1,t-1} - 2,79271X_{2,2,t-1} - 1,58623X_{2,3,t} + 1,27270X_{2,3,t} \\
 & - 1,85592X_{2,5,t} - 6,23734X_{2,6,t} - 1,22027X_{2,7,t} + 1,16094X_{2,7,t-1} \\
 & - 1,167564X_{3,5,t} - 1,26131X_{4,1,t-1} - 1,90163X_{2,8,t-1} \dots\dots\dots (24) \\
 & + \frac{a_t}{(1 - 0,20086B + 0,25989B^2)}
 \end{aligned}$$

Gambar 17. Besarnya Efek Yang Ditimbulkan Dari Semua Intervensi Yang Signifikan Terhadap Inflasi Kota Denpasar



Berdasarkan Gambar 17 menunjukkan bahwa besarnya pengaruh yang ditimbulkan oleh semua intervensi yang signifikan terhadap inflasi Kota

Denpasar. Pengaruh terbesar yang ditimbulkan dari kenaikan harga BBM adalah pada bulan Oktober 2005 yaitu sebesar 6,23734 hal ini karena kenaikan harga BBM pada bulan Oktober 2005 sebesar 126%. Pengaruh yang ditimbulkan dari intervensi kenaikan TDL sebesar 1,67564, sedangkan pengaruh yang ditimbulkan karena kejadian bom Bali I sebesar 1,26131.

Tabel 14 menunjukkan hasil uji *white noise* residual, dapat disimpulkan bahwa residual pada model intervensi Inflasi Kota Denpasar berdasarkan semua kejadian intervensi telah memenuhi asumsi *white noise*. Pada uji normalitas residual model juga telah memenuhi asumsi berdistribusi normal. Dengan taraf signifikan 5% memiliki nilai *p-value* sebesar 0,1500 yang lebih besar dari 0,05 seperti terlihat pada Tabel 15.

3) Pembentukan model ARIMAX dengan *input* gabungan data metrik dan nonmetrik.

Tabel 14. Hasil Uji *White Noise* Residual Model Intervensi

Lag	Chi-Square	DF	<i>p-value</i>	Keputusan
6	5,54	4	0,2362	<i>White Noise</i>
12	9,68	10	0,4694	<i>White Noise</i>
18	14,27	16	0,5789	<i>White Noise</i>
24	16,69	22	0,7804	<i>White Noise</i>
30	21,71	28	0,7947	<i>White Noise</i>

Tabel 15. Hasil Uji Normalitas Residual Model Intervensi

Test	D_hitung	<i>p-value</i>	Keputusan
<i>Kolmogorov-Smirnov</i>	0,044789	0,1500	Berdistribusi Normal

Tabel 16. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMAX Dengan *Input* Gabungan Data Metrik dan Non Metrik Yang Telah Dikeluarkan Variabel Data Non Metrik Yang Tidak Signifikan

Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>	Lag	variabel	Shift	Keputusan
q_0	0,77837	<,0001	1	Y	0	Signifikan
f_1	0,47697	<,0001	2	Y	0	Signifikan
f_{12}	0,69847	<,0001	12	Y	0	Signifikan
w_1	4,59041E-6	0,0644	0	$X_{1,t}$	0	Signifikan
w_2	2,21040	<,0001	0	$X_{2,t}$	1	Signifikan
w_3	1,05282	0,0499	0	$X_{3,t}$	0	Signifikan
w_4	1,68185	0,0017	0	$X_{5,t}$	0	Signifikan
w_5	6,71510	<,0001	0	$X_{6,t}$	0	Signifikan
w_6	1,34984	0,0178	0	$X_{7,t}$	1	Signifikan
w_7	-1,33521	0,0190	1	$X_{7,t}$	1	Signifikan
w_8	-1,48901	0,0061	0	$X_{3,t}$	0	Signifikan
w_9	1,74742	0,0013	0	$X_{5,t}$	0	Signifikan
w_{10}	0,96184	0,0820	0	$X_{4,t}$	1	Signifikan
w_{11}	1,74865	0,0033	0	$X_{8,t}$	1	Signifikan

Tabel 17. Hasil Uji *White Noise* Residual Model ARIMAX Dengan *Input* Gabungan Data Metrik Dan Non Metrik

Lag	Chi-Square	DF	<i>p-value</i>	Keputusan
6	1,46	3	0,6920	<i>White Noise</i>
12	8,42	9	0,4927	<i>White Noise</i>
18	12,77	15	0,6203	<i>White Noise</i>
24	15,53	21	0,7952	<i>White Noise</i>
30	22,53	27	0,7102	<i>White Noise</i>

Hasil penelitian yang diperoleh menunjukkan bahwa order (p,q) dari model fungsi transfer dengan order (p,q) dari model intervensi berbeda, sehingga dicobakan untuk masing-masing model.

a. Pembentukan model ARIMAX dengan *input* gabungan data metrik dan non metrik berdasarkan model fungsi transfer.

Hasil Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMAX dengan *input* gabungan data metrik dan non metrik setelah dikeluarkan variabel data non metrik yang tidak signifikan terlihat pada Tabel 4.12. Dengan menggunakan taraf signifikansi 10 % semua parameter signifikan dimana nilai *p-value* di bawah 0,1

Tabel 16 menunjukkan hasil uji *white noise* residual model ARIMAX dengan *input* gabungan data metrik

dan non metrik. Dengan taraf signifikansi 5 % semua lag telah memenuhi asumsi *white noise*, dimana memiliki nilai *p-value* lebih besar dari 0,05.

Sehingga model yang diperoleh dapat ditulis dalam Persamaan (25) berikut.

$$\begin{aligned}
 Y_t = & -0,0000045X_{1,t} - 2,2140X_{2,t} - 1,05282X_{3,t} \\
 & - 1,68185X_{5,t} - 6,71510X_{6,t} - 1,34984X_{7,t} \\
 & + 1,33521X_{7,t-1} + 1,48901X_{3,t} - 1,74742X_{3,t} \\
 & - 0,96184X_{4,t-1} - 1,74865X_{8,t-1} \\
 & + (1 - 0,77837B - 0,47697B^2)(1 - 0,69847B^{12})a_t
 \end{aligned}
 \tag{25}$$

Pengujian asumsi kenormalan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan taraf signifikansi 5 % memiliki nilai *p-value* lebih besar dari 0,05. Sehingga

Tabel 18. Hasil Uji Normalitas Residual Model ARIMAX Dengan *Input* Gabungan Data Metrik Dan Non Metrik

Test	D_hitung	p-value	Keputusan
<i>Kolmogorov-Smirnov</i>	0,063657	0,1317	Berdistribusi Normal

Tabel 19. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMAX Dengan *Input* Gabungan Data Metrik dan Non Metrik Yang Telah Dikeluarkan Variabel Data Non Metrik Yang Tidak Signifikan

Parameter	Estimasi	p-value	Lag	variabel	Shift	Keputusan
f ₁	0,77837	0,0001	1	Y	0	Signifikan
f ₂	0,47697	0,0179	2	Y	0	Signifikan
w ₁	2,44988E-6	<,0001	0	X _{1,t}	0	Signifikan
w ₂	1,54260	0,0058	0	X _{2,1,t}	1	Signifikan
w ₃	2,98848	<,0001	0	X _{2,2,t}	1	Signifikan
w ₄	1,80873	0,0026	0	X _{2,3,t}	0	Signifikan
w ₅	-1,53507	0,0097	1	X _{2,3,t}	0	Signifikan
w ₆	2,07939	0,0002	0	X _{2,5,t}	0	Signifikan
w ₇	6,50381	<,0001	0	X _{2,6,t}	0	Signifikan
w ₈	1,11309	0,0618	0	X _{2,7,t}	1	Signifikan
w ₉	-1,02743	0,0835	1	X _{2,7,t}	1	Signifikan
w ₁₀	1,47657	0,0082	0	X _{3,5,t}	0	Signifikan
w ₁₁	1,38938	0,0127	0	X _{4,1,t}	1	Signifikan
w ₁₂	1,78885	0,0016	0	X _{2,8,t}	1	Signifikan

Tabel 20. Hasil Uji *White Noise* Residual Model ARIMAX Dengan *Input* Gabungan Data Metrik dan Non Metrik

Lag	Chi-Square	DF	p-value	Keputusan
6	1,93	4	0,7488	<i>White Noise</i>
12	10,03	10	0,4381	<i>White Noise</i>
18	17,67	16	0,3435	<i>White Noise</i>
24	22,05	22	0,4568	<i>White Noise</i>
30	28,77	28	0,4243	<i>White Noise</i>

Tabel 21. Hasil Uji Normalitas Residual Model ARIMAX Dengan *Input* Gabungan Data Metrik dan Non Metrik

Test	D_hitung	p-value	Keputusan
<i>Kolmogorov-Smirnov</i>	0,05205	0,1500	Berdistribusi Normal

dapat disimpulkan bahwa residual telah memenuhi asumsi berdistribusi normal.

b. Pembentukan model ARIMAX dengan *input* gabungan data metrik dan non metrik berdasarkan model Intervensi.

Hasil Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMAX dengan *input* gabungan data metrik dan non metrik berdasarkan model intervensi terlihat pada Tabel 4.23. Dengan menggunakan taraf signifikansi 10 % semua parameter signifikan dimana nilai *p-value* di bawah 0,01.

Tabel 20 menunjukkan hasil uji *white noise* residual model ARIMAX dengan *input* gabungan data metrik dan non metrik. Dengan taraf signifikansi 5 % semua

lag telah memenuhi asumsi *white noise*, dimana memiliki nilai *p-value* lebih besar dari 0,05.

$$\begin{aligned}
 Y_t = & 0,00000024X_{1,t} - 1,54260X_{2,1,t-1} - 2,98848X_{2,2,t-1} \\
 & - 1,80873X_{2,3,t} + 1,53507X_{2,3,t} - 2,07939X_{2,5,t} \\
 & - 6,50381X_{2,6,t} - 1,11309X_{2,7,t} + 1,02743X_{2,7,t-1} \\
 & - 1,47657X_{3,5,t} - 1,38938X_{4,1,t-1} - 1,78885X_{2,8,t-1} \\
 & + \frac{a_t}{(1 - 0,77837B - 0,47697B^2)}
 \end{aligned}
 \dots\dots\dots(26)$$

Pengujian asumsi kenormalan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan taraf signifikansi 5 % memiliki nilai *p-value* lebih besar dari 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa residual telah memenuhi asumsi berdistribusi normal.

Identifikasi Heteroskedastisitas pada Varians Residual Model ARIMAX

Keempat model tersebut telah memenuhi asumsi signifikansi parameter, *white noise* dan berdistribusi normal. Langkah selanjutnya adalah pendeteksian terhadap adanya heteroskedastisitas pada keempat model tersebut. Hasil deteksi heteroskedastisitas dengan uji *Lagrange Multiplier* diperoleh bahwa keempat model tidak ditemukan adanya unsur heteroskedastisitas, dimana nilai *p-value* lebih besar dari alpha (0,05).

Tabel 22. Hasil Uji Heteroskedastisitas Dengan Uji LM Pada Model Intervensi

Q and LM Tests for ARCH Disturbances				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	0.3198	0.5717	0.2854	0.5932
2	0.3350	0.8458	0.2946	0.8630
3	0.6426	0.8866	0.6652	0.8813
4	0.7867	0.9402	0.7358	0.9468
5	1.4578	0.9179	1.3849	0.9260
6	1.5805	0.9540	1.5419	0.9567
7	1.8957	0.9654	1.8807	0.9661
8	1.9383	0.9828	2.0267	0.9802
9	3.0646	0.9617	2.8846	0.9687
10	3.1461	0.9778	2.9202	0.9832

Tabel 23. Hasil Uji Heteroskedastisitas Dengan Uji LM Pada Model Fungsi Transfer

Q and LM Tests for ARCH Disturbances				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	0.0472	0.8280	0.0632	0.8015
2	0.0652	0.9679	0.0838	0.9590
3	0.1719	0.9820	0.1759	0.9814
4	0.1721	0.9965	0.1765	0.9963
5	0.4533	0.9937	0.4825	0.9928
6	0.5075	0.9977	0.5610	0.9970
7	1.0445	0.9941	1.0316	0.9943
8	1.1892	0.9967	1.1782	0.9969
9	1.2877	0.9984	1.2883	0.9984
10	2.8102	0.9855	2.7816	0.9861

Tabel 24. Hasil Uji Heteroskedastisitas Dengan Uji LM Pada Model Gabungan Berdasarkan Model Fungsi Transfer

Q and LM Tests for ARCH Disturbances				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	0.4474	0.5036	0.4890	0.4844
2	1.2118	0.5456	1.2409	0.5377
3	1.3771	0.7109	1.3584	0.7153
4	1.4326	0.8385	1.4687	0.8322
5	1.5960	0.9017	1.9649	0.8540
6	1.6023	0.9524	2.0586	0.9142
7	2.4301	0.9323	3.2170	0.8642
8	7.7410	0.4592	7.7675	0.4565
9	7.8717	0.5471	8.3281	0.5015
10	11.2992	0.3347	10.1671	0.4260
11	11.4078	0.4098	11.1353	0.4320
12	14.5980	0.2642	13.2203	0.3532

Tabel 25. Hasil Uji Heteroskedastisitas Dengan Uji LM Pada Model Gabungan Berdasarkan Model Intervensi

Q and LM Tests for ARCH Disturbances				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	0.4058	0.5241	0.4382	0.5080
2	0.4227	0.8095	0.4513	0.7980
3	0.4293	0.9341	0.4792	0.9234
4	0.9340	0.9196	0.9170	0.9221
5	2.1895	0.8224	1.9256	0.8593
6	2.3812	0.8815	1.9992	0.9198
7	2.5989	0.9195	2.3037	0.9411
8	2.6653	0.9536	2.3554	0.9681
9	3.9113	0.9172	3.4643	0.9430
10	3.9142	0.9511	3.4904	0.9674
11	3.9742	0.9707	3.6707	0.9786
12	8.8426	0.7163	8.7456	0.7245

Tabel 26. Kriteria Pemilihan Model ARIMAX Berdasarkan Data *In-Sample*

Model	AIC	SBC
Fungsi Transfer	427.7595	442.9443
Intervensi	292.8454	336.4132
Gab_berdasarkan model FT	311.3344	353.7605
Gab_berdasarkan model Intervensi	308.0798	351.6476

Tabel 27. Kriteria Pemilihan Model ARIMAX Berdasarkan Data *Out-Sample*

Model	RMSE
Fungsi Transfer	0,0981
Intervensi	0,2301
Gab_berdasarkan model FT	0,5049
Gab_berdasarkan model Intervensi	0,3997

Tabel 28. Hasil Ramalan Tingkat Inflasi Kota Denpasar Tahun 2014 Berdasarkan Model Fungsi Transfer

Bulan	Ramalan	Aktual	Bulan	Ramalan	Aktual
Januari	1,25	1,26	Juli	1,52	-
Februari	0,61	0,37	Agustus	0,29	-
Maret	0,56	0,32	September	0,15	-
April	0,26	0,13	Oktober	0,78	-
Mei	-0,03	-	Nopember	-0,21	-
Juni	0,52	-	Desember	0,99	-

Pemilihan Model Terbaik

Hasil analisis dari ketiga model ARIMAX, model intervensi merupakan model ARIMAX terbaik berdasarkan data *in-sample* dengan melihat kriteria AIC, SBC memiliki nilai terkecil seperti terlihat pada

Tabel 26.

Sedangkan untuk data *out-sample*, model terbaik didasarkan pada nilai RMSE terkecil. Berdasarkan Tabel 27 model terbaik untuk data *out-sample* adalah model fungsi transfer.

SIMPULAN

Berdasarkan rumusan masalah dan pembahasan analisis yang telah dilakukan, maka kesimpulan yang dapat diperoleh adalah sebagai berikut, berdasarkan model ARIMAX yang telah diperoleh, Model ARIMAX terbaik berdasarkan data *in-sample* adalah model intervensi dengan nilai AIC dan SBC terkecil. Sedangkan berdasarkan data *out-sample*, model terbaiknya adalah model fungsi transfer dengan nilai RMSE terkecil. Berdasarkan model fungsi transfer yang diperoleh, menunjukkan bahwa ada keterkaitan atau pengaruh secara signifikan antara jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Bali dengan tingkat inflasi Kota Denpasar. Inflasi Kota Denpasar pada bulan ke- t dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada bulan ke- t sebesar $-0,0000162$ dan inflasi Kota Denpasar pada bulan ke- $(t-1)$ dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada bulan ke- $(t-1)$ sebesar $-0,0000198$. Berdasarkan model intervensi yang diperoleh, pengaruh terbesar yang mempengaruhi tingkat inflasi Kota Denpasar berdasarkan waktu kenaikan BBM terjadi pada bulan Oktober 2005 yaitu sebesar 6,23734. Hal ini karena besarnya presentase kenaikan BBM pada bulan tersebut sebesar 126%. Pengaruh terbesar kedua yang mempengaruhi tingkat inflasi Kota Denpasar adalah pada bulan Juni 2001 yaitu sebesar 2,79271, dimana kenaikan BBM pada bulan tersebut sebesar 30%. Sedangkan tingkat inflasi Kota Denpasar yang dipengaruhi oleh kenaikan TDL hanya terjadi pada kenaikan TDL pada bulan Juli 2010 saja. Hasil identifikasi homoskedastisitas varians menunjukkan bahwa semua model tidak mengandung unsur heteroskedastisitas.

SARAN

Saran yang dapat diberikan berdasarkan hasil penelitian adalah, perlu memasukkan faktor-faktor selain jumlah wisatawan mancanegara dalam analisis yang diduga mempengaruhi tingkat inflasi Kota Denpasar. Faktor-faktor tersebut seperti jumlah wisatawan domestik, jumlah uang yang beredar, tingkat suku bunga, kurs dolar AS dan lain sebagainya, agar hasil dari model yang diperoleh untuk peramalan tingkat inflasi lebih akurat.

REFERENSI

- Box, G.E., Jenkins, G., & Reinsel, G.C. (1994), *Time Series Analysis: Forecasting and Control (3rd ed.)*. New Jersey
- Bollerslev, T. (1986), *A Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*. *Journal of Econometrics*, vol.31:307-327
- BPS Provinsi Bali, 2000-2013, *Bali Dalam Angka*
- Engle, R.F. (1982), *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of Variance of U.K. Inflation*. *Econometrics*, vol. 50:987-1008
- Hasbullah, J. (2012), *Tanggguh dengan Statistik akurat dalam membaca Realita Dunia*, penerbit Nuansa Cendikia.
- Kismiantini & Dhoriva (2010), *Dampak penurunan harga BBM jenis Premium terhadap angka Inflasi kota Yogyakarta menggunakan model Intervensi dengan Step Fungsi* Edisi Khusus Seminar Nasional Matematika, UNY, Yogyakarta, 5 Desember 2009.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E (1999), *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi kedua jilid I penerbit Erlangga
- Rokimah, N. J. (2012), *Pendekatan Fungsi Transfer dan Artificial Neural Network untuk Meramalkan Inflasi Jawa Timur*. Tesis S2, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya
- Wei, W.W.S. (2006), *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Method, Second Edition*. Pearson Addison Wesley, USA
- Nuvitasari, E. (2009), *Analisis Intervensi Multi Input Fungsi Step dan Pulse untuk Peramalan kunjungan Wisatawan ke Indonesia*, Tesis S2 Statistika, ITS, Surabaya.
- Santoso, Teguh (2011), *Aplikasi Model GARCH pada Data Inflasi Bahan Makanan Indonesia periode 2005.1-2010.6*. *Jurnal Organisasi dan Management*, volume 7, nomor 1, Maret 2011, 38-52. Diakses dari <http://www.lppm.ut.ac.id>, 19 Mei 2013
- Suhartono (2007), *Teori dan Aplikasi Model Intervensi Fungsi Pulse*, *Jurnal Ilmiah MatStat*, Vol. 7, No. 2, hal. 191-214.
- Sumaryanto (2009), *Volatilitas Harga Eceran Beberapa Komoditas Pangan Utama dengan Menggunakan Model ARCH dan GARCH*. *Jurnal Agro Ekonomi*, Volume 27 No.2, Oktober 2009:135-163. Diakses dari <http://www.pse.litbang.deptan.go.id> pada 21 Agustus 2013
- Widarjono, A. (2002), *Aplikasi Model ARCH Kasus Tingkat Inflasi di Indonesia*. *Jurnal Ekonomi Pembangunan, Kajian Ekonomi Negara Berkembang* Hal. 71-82.