

PEMBENTUKAN MODEL ARIMA UNTUK PERAMALAN INFLASI KELOMPOK BAHAN MAKANAN DI KOTA TERNATE

Rizal Rahman H. Teapon
Fakultas Ekonomi Universitas Khairun
Jl. Kampus II Gambesi Kota Ternate Selatan Kotak Pos 53 Telp (0921)
3110904. Fax (0921) 3110901, Ternate 97719.
E-Mail: rahmanrizal11@gmail.com

Abstract

ARIMA modeling and forecasting inflation foodstuffs in Ternate city is the purpose of this study. The method used in this research is ARIMA (Auto Regressive Moving average). The results showed that ARIMA (6,1,6) is the best model because it has been qualified in the test parameter estimation, diagnostic test/evaluation models and instrument evaluation test for fault models.

Key words: Inflation foodstuffs, ARIMA (Auto Regressive Moving average), ARIMA (6,1,6)

PENDAHULUAN

P enentuan laju inflasidi Kota Ternate dilakukan berdasarkan perubahan Indeks Harga Konsumen seluruh komoditas yang dikelompokkan kedalam tujuh kelompok komoditas yaitu Kelompok Bahan Makanan, Makanan Jadi, Minuman, Rokok dan Tembakau, Perumahan, Sandang, Kesehatan, Pendidikan, Rekreasi dan Olahraga, Transportasi dan Komunikasi. Berdasarkan tujuh kelompok komoditas tersebut, kelompok bahan makanan yang banyak dikonsumsi oleh masyarakat, sehingga jika terjadi kenaikan harga pada komoditas kelompok bahan makanan maka akan berpengaruh negatif terhadap masyarakat banyak.

Perkembangan laju inflasi Kota Ternate yang ditunjukkan oleh data Indeks Harga Konsumen cukup tinggi bila dibandingkan dengan tiga belas kota lainnya di kawasan timur Indonesiaterutama di awal hingga pertengahan tahun 2014. Kota Ternate menempati lima besar penyumbang IHK tertinggi di kawasan timur Indonesia selain Kabupaten/Kota Bulukumba, Tual, Jayapura dan Merauke bahkan di bulan Juni-Juli 2014 Kota Ternate

Menduduki urutan kedua Penyumbang IHK terbesar setelah Kabupaten Bulukumba. Komponen utama penyumbang tertinggi dari total nilai IHK Kota Ternate adalah pengeluaran untuk kelompok bahan makanan.

Tabel 1. Perbandingan IHK Januari-Juli 2014 Kota-kota di Pulau Sulawesi, Maluku dan Papua.

Kota	Indeks Harga Konsumen						
	Jan-14	Feb-14	Mar-14	Apr-14	Mei-14	Jun-14	Jul-14
Bulukumba	116,06 (1)	117,18 (1)	117,21 (1)	117,90 (1)	117,73 (1)	118,31 (1)	120,00 (1)
Tual	113,67 (2)	115,33 (2)	112,53 (4)	112,70 (4)	113,29 (3)	113,36 (5)	116,58 (3)
Jayapura	113,21 (3)	112,91 (3)	113,68 (2)	111,64 (6)	112,77 (5)	112,27 (7)	112,67 (8)
Merauke	112,70 (4)	111,84 (4)	113,13 (3)	113,07 (2)	113,64 (2)	113,74 (3)	114,87 (5)
Ternate	112,35 (5)	111,57 (5)	112,16 (5)	112,95 (3)	112,83 (4)	114,28 (2)	117,19 (2)
Bau-Bau	111,84 (6)	110,24 (7)	109,84 (8)	110,62 (8)	112,17 (7)	112,72 (6)	114,49 (6)
Palu	111,58 (7)	110,78 (6)	111,45 (6)	111,68 (5)	112,58 (6)	113,64 (4)	115,38 (4)
Manado	109,30 (8)	109,05 (11)	109,39 (10)	109,72 (10)	109,55 (13)	110,28 (10)	111,22 (12)
Gorontalo	108,98 (9)	107,91 (16)	108,24 (16)	109,20 (14)	108,83 (16)	109,32 (13)	110,16 (17)
Palopo	108,86 (10)	109,00 (13)	108,84 (14)	109,43 (12)	109,83 (11)	110,28 (10)	112,42 (9)
Mamuju	108,75 (11)	109,04 (12)	108,92 (13)	109,03 (15)	109,56 (12)	110,28 (10)	111,21 (13)
Makassar	108,65 (12)	108,92 (14)	108,94 (12)	109,30 (13)	108,99 (14)	109,26 (14)	110,47 (15)
Ambon	108,58 (13)	109,50 (8)	110,20 (7)	111,21 (7)	111,65 (8)	111,85 (8)	112,01 (11)
Kendari	108,50 (14)	107,45 (17)	107,34 (17)	107,43 (17)	107,70 (17)	108,71 (15)	110,69 (14)
Sorong	108,43 (15)	109,11 (10)	109,09 (11)	109,51 (11)	110,17 (10)	109,88 (11)	112,08 (10)
Watampone	108,28 (16)	109,35 (9)	109,81 (9)	110,45 (9)	110,82 (9)	111,58 (9)	112,94 (7)
Pare-Pare	108,21 (17)	108,37 (15)	108,29 (15)	108,55 (16)	108,91 (15)	109,33 (12)	110,44 (16)
Manokwari	106,44 (18)	106,75 (18)	106,38 (18)	106,28 (18)	107,01 (18)	107,39 (16)	108,37 (18)

Alasannya karena adanya ketergantungan pasokan dari kota-kota besar di pulau lain dan sebagian besar pasokan tersebut masuk dalam kelompok/subkelompok yang terdapat dalam komponen bahan makanan. Penyebab lain adalah kondisi wilayah yang berupa kepulauan serta masih banyaknya daerah terpencil menyebabkan banyaknya kegiatan perpindahan tangan komoditas-komoditas tersebut sebelum akhirnya sampai pada konsumen yaitu masyarakat. Oleh karena itu, adanya kenaikan harga di level produsen akan direspon dengan kenaikan harga di tingkat distributor sampai ke tingkat pengecer sehingga harga akhir yang diterima oleh konsumen sudah mengalami beberapa kali kenaikan dan

berujung pada tingkat harga yang tinggi. Berikut ini adalah data perbandingan Indeks Harga Konsumen Januari-Juli 2014 Kota-kota di pulau Sulawesi, Maluku dan Papua.

Kenaikan harga pada kelompok bahan makanan akan dirasakan langsung oleh semua masyarakat. Kelompok masyarakat yang paling parah menanggung akibat negatifnya adalah masyarakat yang berpenghasilan rendah (Algifari, 2009). Bagi pemimpin maupun manajer, perkembangan Indeks Harga Konsumen memberikan informasi dan masukan dalam menetapkan kebijakan-kebijakan yang berhubungan dengan kondisi makro ekonomi secara umum terutama kebijakan penetapan, pengendalian dan stabilitas harga. Sedangkan bagi individu, Indeks Harga Konsumen merupakan barometer dalam mengukur perubahan biaya hidup atas konsumsi menurut kelompok pengeluaran tertentu (UNECE *et al*, 2009).

Ada tiga pertimbangan utama yang mendasari pemilihan Indeks Harga Konsumen kelompok bahan makanan sebagai variabel tunggal untuk peramalan, yaitu: 1). Sebagai salah satu indikator penting yang sering digunakan dalam mengukur tingkat perubahan inflasi maupun deflasi; 2). Sebagai acuan dalam merumuskan kebijakan makro ekonomi jangka pendek yang strategis terutama dalam menetapkan dan menstabilkan tingkat harga; 3). Data Peramalan harga umumnya relatif sulit untuk diperoleh dan mempunyai nilai yang strategis bila dibandingkan dengan data yang menggambarkan perkembangan harga yang sudah terjadi (Susila *et al*, 2008). Untuk mendapatkan hasil peramalan Indeks Harga Konsumen yang akurat maka pembentukan model peramalan tersebut memerlukan teknik dan metode perhitungan tertentu.

Penelitian ini mengaplikasikan model ARIMA (*Auto Regressive Moving Average*) untuk peramalan Indeks Harga Konsumen kelompok bahan makanan Kota Ternate. Model ARIMA memiliki beberapa keunggulan antara lain: 1). Metode ARIMA menghasilkan kenaikan akurasi peramalan dan pada waktu yang sama menjaga jumlah parameter seminimal mungkin; 2). Penyusunan model ARIMA dilakukan dengan logis dan akurat secara statistik; 3). Banyak informasi dari data historis yang dimasukkan dalam Model ARIMA (Kuncoro, 2011). Pemodelan dengan menggunakan ARIMA cukup populer karena tidak memerlukan landasan teori ekonomi

serta memiliki kemampuan peramalan yang unggul dan pada beberapa kasus bahkan melampaui model struktural yang rumit (Gujarati, 2003).

Berdasarkan uraian latar belakang diatas, maka secara spesifik tujuan dari penelitian ini adalah: (1) mengetahui pembentukan model ARIMA untuk peramalan inflasi kelompok bahan makanan bulanan Kota Ternate, (2) membuat ramalan inflasi kelompok bahan makanan bulanan Kota Ternate periode April 2015 – Maret 2016.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder runtun waktu dengan menggunakan variabel Indeks Harga Konsumen kelompok bahan makanan bulanan Kota Ternate periode Januari 2010-Maret 2015 sebagai proxi dari variabel inflasi. Data tersebut akan digunakan untuk meramalkan Indeks Harga Konsumen kelompok bahan makanan bulanan untuk periode April 2015 – Maret 2016.

Metode Analisis

Model ARIMA berasal dari gabungan antara AR (autoregressive) dan MA (moving average) yang sudah didiferen. Konsep ini mendasarkan asumsi bahwa “data speak for themselves”, karena nilai data pada masa sekarang dipengaruhi oleh nilai data pada masa-masa sebelumnya (Winarno, 2011).

1. Model Autoregressive merupakan model dimana perilaku variabel dependen dipengaruhi oleh nilai variabel tersebut pada satu atau beberapa periode sebelumnya (lag).

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \alpha_3 Y_{t-3} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + e_t \quad (1)$$

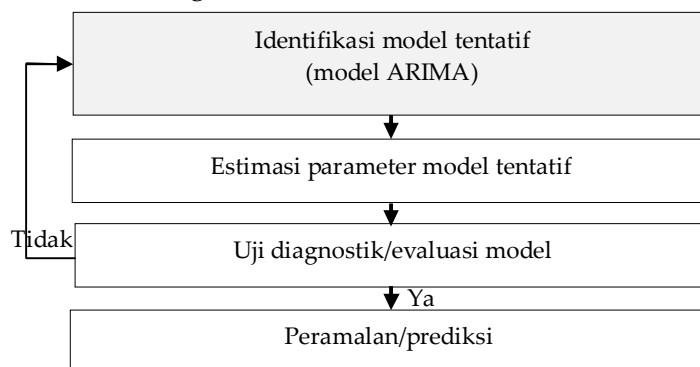
Indeks harga konsumen kelompok bahan makanan dilambangkan dengan Y pada suatu periode t . Variabel e_t adalah residual yang tidak berkorelasi dengan rata-rata nol dan varian σ^2 konstan (berarti *white noise*). Karena model tersebut mengandung selisih waktu (*lag*) sebanyak satu periode sampai pada p periode (ditunjukkan oleh $t-1$ sampai $t-p$), model tersebut disebut *autoregressive* (AR). Dalam model ini, nilai Y pada waktu t tergantung pada nilai Y pada periode sebelumnya ditambah dengan nilai residual. Secara matematis dapat dituliskan bahwa nilai Y pada waktu t tergantung pada proporsi nilai Y (yaitu α_1) pada waktu $(t-1)$ ditambah residual pada waktu t dan seterusnya sampai pada p periode

2. Model *moving average* (MA) merupakan model dimana perilaku variabel dependen dipengaruhi oleh nilai residual pada satu atau beberapa periode sebelumnya.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 u_t + \beta_2 u_{t-1} + \beta_3 u_{t-2} + \dots + \beta_q u_{t-q} + e_t \quad (2)$$

β adalah suatu konstanta dan u adalah residual. Karena model tersebut menyertakan rata-rata residual periode sekarang dan satu periode sebelumnya sampai pada periode q maka model ini disebut dengan *moving average* (MA). Proses *moving average* juga merupakan kombinasi linier dari suatu residual yang sudah *white noise*.

Secara eksplisit, Box-Jenkins merumuskan metodologi atas pengolahan model ARIMA sebagai berikut:



Sumber: Juanda *et al* (2012); Widarjono (2013)

Gambar 1. Diagram metodologi *Box-Jenkins*

Prosedur Metodologi *Box-Jenkins* diatas dapat dijelaskan sebagai berikut:

- a. Identifikasi model tentatif (model ARIMA)

Metode yang umum digunakan untuk mengidentifikasi model tentatif ARIMA adalah melalui korelogram *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). ACF pada dasarnya bermanfaat untuk menjelaskan suatu proses stokastik, dan akan memberikan informasi bagaimana korelasi antara data-data yang berdekatan. Sedangkan PACF bermanfaat menghilangkan pengaruh autokorelasi *lag* pendek dari korelasi yang diestimasi pada *lag* yang lebih panjang (Juanda *et al*, 2012).

- b. Estimasi parameter model tentatif

Setelah mendapatkan model tentatif ARIMA dari langkah sebelumnya, tahap berikutnya adalah melakukan estimasi model tentatif persamaan

tersebut. Pada tahap ini dilakukan pengujian kelayakan model dengan mencari model terbaik. Model terbaik didasarkan pada *goodness of fit*, yaitu nilai koefisien determinasi (R^2), serta dengan menggunakan kriteria AIC (*Akaike Information Criterion*) dan SC (*Schwarz Criterion*). Model yang dipilih adalah model dengan koefisien determinasi yang lebih besar serta nilai AIC dan SC yang terkecil (Rosadi, 2012).

c. Uji diagnostik/evaluasi model

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap residual model yang diperoleh. Model yang baik memiliki residual yang bersifat *random* (*white noise*). Analisis residual dilakukan dengan korelogram, baik melalui ACF maupun PACF. Jika koefisien ACF maupun PACF secara individual tidak signifikan, residual yang didapatkan bersifat *random*. Jika residual tidak bersifat *random*, harus kembali ke tahap sebelumnya untuk memilih model yang lain. Pengujian signifikansi ACF dan PACF dapat dilakukan melalui uji *Ljung-Box*, uji *Box* dan *Pierce* maupun uji *Barlett*.

d. Peramalan/prediksi

Setelah didapatkan model terbaik berdasarkan diagnosa yang dilakukan, tahap terakhir adalah melakukan prediksi atau peramalan berdasarkan model yang terpilih. Untuk mengevaluasi kesalahan peramalan dapat menggunakan nilai *Root Mean Squares Error (RMSE)*, *Mean Absolute Error (MAE)*, *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, *Theil Inequality Coefficient (TIC)*, *Bias Proportion (BP)*, *Variance Proportion (VP)* dan *Covariance Proportion (CP)*. Semakin kecil nilai-nilai tersebut maka semakin baik hasil peramalan (Juanda *et al*, 2012).

a. Identifikasi model tentatif (model ARIMA)

Agar dapat dimodelkan dengan ARMA atau ARIMA, hal pertama yang harus diperhatikan adalah data harus stasioner. Jika data stasioner dalam level maka data dapat dimodelkan dalam ARMA. Sebaliknya, jika data stasioner dalam bentuk diferens (1^{st} dan 2^{nd}) maka data dapat dimodelkan dengan ARIMA.

Pengujian stasioneritas data IHK dapat dilakukan dengan dua pendekatan yaitu pendekatan informal dan pendekatan formal. Pendekatan informal dapat ditunjukkan melalui visualisasi grafik sedangkan pendekatan secara formal dapat ditunjukkan melalui tabel korelogram. Pengujian secara

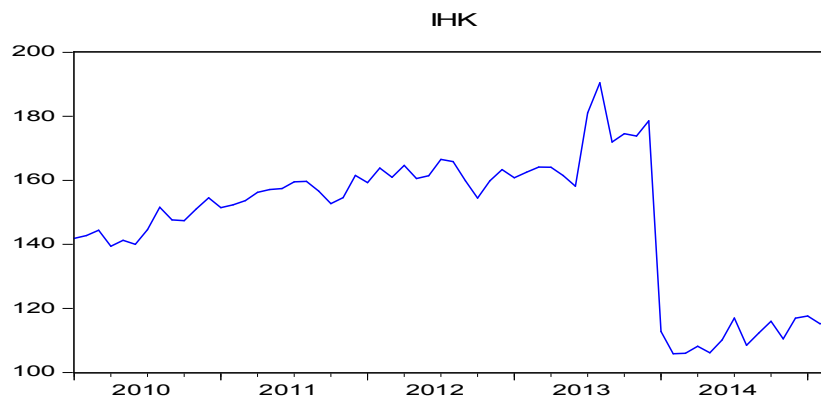
informal pada tingkat level dari data Indeks Harga Konsumen diberikan dalam bentuk grafik sebagai berikut.

HASIL DAN PEMBAHASAN

a. Identifikasi model tentatif (model ARIMA)

Agar dapat dimodelkan dengan ARMA atau ARIMA, hal pertama yang harus diperhatikan adalah data harus stasioner. Jika data stasioner dalam level maka data dapat dimodelkan dalam ARMA. Sebaliknya, jika data stasioner dalam bentuk diferens (1^{st} dan 2^{nd}) maka data dapat dimodelkan dengan ARIMA.

Pengujian stasioneritas data IHK dapat dilakukan dengan dua pendekatan yaitu pendekatan informal dan pendekatan formal. Pendekatan informal dapat ditunjukkan melalui visualisasi grafik sedangkan pendekatan secara formal dapat ditunjukkan melalui tabel korelogram. Pengujian secara informal pada tingkat level dari data Indeks Harga Konsumen diberikan dalam bentuk grafik sebagai berikut.



Sumber: Output Eviews

Gambar 1. Pengujian stasioneritas data Indeks Harga Konsumen Kelompok Bahan Makanan pada tingkat level

Grafik diatas memperlihatkan dugaan awal bahwa data Indeks Harga Konsumen Kelompok Bahan Makanan tidak stasioner pada tingkat level. Alasannya karena pergerakan data secara grafis cenderung menjauhi nilai rata-ratanya. Pengujian Ketidakstasioneran data IHK pada tingkat level secara formal juga dapat dilihat melalui Tabel 2.

Dari Tabel 2 terlihat bahwa data IHK tidak stasioner pada derajat level yang ditunjukkan oleh nilai Q-statistik *Ljung-Box*(pada *lag* terakhir) yaitu 228,63 yang lebih besar dari nilai kritis *chi-square* (χ^2) dengan df sebesar 28 pada alpha lima persen yaitu 41,43.

Berdasarkan pengujian stasioneritas data IHK diatas dengan menggunakan pendekatan informal (grafik) maupun pendekatan formal (tabel korelogram) menunjukkan bahwa data tidak stasioner pada tingkat level. Karena data tidak stasioner pada tingkat level maka selanjutnya dilakukan pengujian pada tinggkat diferensiasi pertama. Diferensiasi tingkat pertama dari data IHK diberikan dalam bentuk tabel korelogram berikut ini.

Tabel 2. Pengujian stasioneritas data Indeks Harga KonsumenKelompok Bahan Makanan pada tingkat level dengan tabel korelogram

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
. *****	. *****	1	0.883	0.883	51.454	0.000
. *****	. .	2	0.768	-0.049	91.077	0.000
. *****	. .	3	0.679	0.048	122.51	0.000
. ****	. .	4	0.594	-0.030	146.98	0.000
. ***	** .	5	0.456	-0.284	161.67	0.000
. **	. .	6	0.344	0.030	170.16	0.000
. **	. *	7	0.297	0.194	176.60	0.000
. **	* .	8	0.227	-0.155	180.45	0.000
. *	. .	9	0.158	0.040	182.34	0.000
. *	* .	10	0.091	-0.093	182.98	0.000
. .	* .	11	0.031	-0.158	183.06	0.000
. .	. *	12	-0.019	0.107	183.09	0.000
* .	* .	13	-0.090	-0.155	183.74	0.000
* .	* .	14	-0.152	-0.070	185.68	0.000
* .	. *	15	-0.193	0.113	188.84	0.000
* .	. *	16	-0.172	0.163	191.41	0.000
* .	* .	17	-0.171	-0.094	194.02	0.000
* .	. .	18	-0.179	0.003	196.94	0.000
* .	* .	19	-0.178	-0.108	199.87	0.000
* .	. .	20	-0.155	-0.008	202.16	0.000
* .	. .	21	-0.159	-0.011	204.63	0.000
* .	. .	22	-0.172	0.025	207.58	0.000
* .	* .	23	-0.181	-0.108	210.92	0.000
* .	. .	24	-0.180	0.017	214.30	0.000
* .	. .	25	-0.189	-0.055	218.16	0.000
* .	. .	26	-0.185	0.038	221.95	0.000
* .	. .	27	-0.173	0.012	225.36	0.000
* .	* .	28	-0.167	-0.116	228.63	0.000

Dari informasi tabel korelogram diatas terlihat bahwa data IHK tidak stasioner pada derajat level yang ditunjukkan oleh nilai Q-statistik *Ljung-Box*(pada lag terakhir) yaitu 228,63 yang lebih besar dari nilai kritis *chi-square* (χ^2) dengan df sebesar 28 pada alpha lima persen yaitu 41,43.

Berdasarkan pengujian stasioneritas data IHK diatas dengan menggunakan pendekatan informal (grafik) maupun pendekatan formal (tabel korelogram) menunjukkan bahwa data tidak stasioner pada tingkat level, maka selanjutnya dilakukan pengujian pada tinggkat diferensiasi pertama (Tabel 3).

Tabel 3. Pengujian stasioneritas data Indeks Harga Konsumen Kelompok Bahan Makanan pada diferensiasi tingkat pertama dengan tabel korelogram

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
. .	. .	1	-0.018	-0.018	0.0204	0.886
* .	* .	2	-0.111	-0.112	0.8418	0.656
. .	. .	3	-0.034	-0.039	0.9191	0.821
. **	. **	4	0.230	0.219	4.5428	0.338
* .	* .	5	-0.102	-0.107	5.2620	0.385
** .	** .	6	-0.344	-0.325	13.651	0.034
. *	. *	7	0.096	0.104	14.317	0.046
. .	* .	8	0.037	-0.069	14.420	0.071
. .	. .	9	-0.051	-0.038	14.611	0.102
. .	. *	10	-0.055	0.105	14.842	0.138
. .	* .	11	-0.041	-0.195	14.973	0.184
. *	. .	12	0.086	0.004	15.562	0.212
. .	. .	13	-0.045	0.046	15.729	0.264
* .	* .	14	-0.074	-0.177	16.183	0.302
. .	. *	15	0.039	0.113	16.311	0.362
. *	. .	16	0.080	0.069	16.863	0.395
. .	* .	17	0.047	-0.081	17.058	0.450
. .	. *	18	-0.060	0.093	17.379	0.497
. .	* .	19	-0.006	-0.087	17.382	0.564
. *	. .	20	0.083	-0.019	18.030	0.585
* .	. .	21	-0.082	0.026	18.673	0.606
. .	. .	22	-0.001	-0.013	18.673	0.665
. .	. .	23	-0.028	-0.006	18.755	0.715
. .	. .	24	0.050	0.037	19.016	0.751
* .	* .	25	-0.074	-0.126	19.605	0.767
. .	. .	26	-0.051	-0.006	19.893	0.797
. .	. .	27	0.047	0.032	20.139	0.825
. .	. .	28	0.048	0.022	20.407	0.849

Dari informasi tabel korelogram diatas terlihat bahwa data IHK stasioner pada tingkat diferensi pertama yang ditunjukkan oleh nilai Q-statistik *Ljung-Box* (pada *lag* terakhir) yaitu 20,40 yang lebih kecil dari nilai kritis *chi-square* (χ^2) dengan df sebesar 28 pada alpha lima persen yaitu 41,43. Oleh karena pola ACF dan PACF pada tabel korelogram diatas (Tabel 3) cenderung menurun drastis serta kestasioneran data pada diferensi pertama maka variabel IHK dapat dimodelkan dengan ARIMA.

Apabila pola ACF dan PACF telah diketahui, maka dilakukan pemilihan ordo bagi model AR (p) dan MA (q). Pemilihan ordo tersebut didasarkan pada nilai ordo maksimum. Sebagaimana ditunjukkan pada output dari tabel korelogram diatas (Tabel 3), ordo maksimum dari model tersebut adalah, Ordo maksimum AR (p) yaitu 4 dan 6(dilihat dari pola PAC) dan ordo maksimum MA (q) yaitu 4 dan 6(dilihat dari pola AC). Dengan demikian kemungkinan kombinasi beberapa nilai ordo dari model ARIMA tersebut adalah ARIMA (4,1,4), ARIMA (4,1,6), ARIMA (6,1,4) dan ARIMA (6,1,6).

b. Estimasi parameter model tentative

Setelah mendapatkan model tentatif yaitu ordo untuk model AR (p) dan MA (q) dari langkah sebelumnya, maka perlu dilakukan upaya percobaan terhadap berbagai kemungkinan kombinasi nilai ordo. Dalam hal ini kombinasi ordo untuk model tersebut adalah ARIMA (4,1,4), ARIMA (4,1,6), ARIMA (6,1,4) dan ARIMA (6,1,6). Estimasi parameter untuk masing-masing kombinasi ordo model tersebut disajikan dalam tabel berikut ini.

Tabel 4. Estimasi parameter model ARIMA (4,1,4)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.368810	1.580510	-0.233349	0.8164
AR(4)	-0.200550	0.484650	-0.413804	0.6806
MA(4)	0.442848	0.452308	0.979083	0.3318
R-squared	0.061010	Mean dependent var		-0.443793
Adjusted R-squared	0.026865	S.D. dependent var		10.29451
S.E. of regression	10.15529	Akaike info criterion		7.524206
Sum squared resid	5672.149	Schwarz criterion		7.630780
Log likelihood	-215.2020	Hannan-Quinn criter.		7.565719
F-statistic	1.786782	Durbin-Watson stat		1.920715
Prob(F-statistic)	0.177084			

Sumber: Output Eviews

Tabel 5. Estimasi parameter model ARIMA (4,1,6)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.652536	1.057186	-0.617239	0.5396
AR(4)	0.253536	0.131592	1.926681	0.0592
MA(6)	-0.421675	0.130478	-3.231774	0.0021
R-squared	0.183376	Mean dependent var		-0.443793
Adjusted R-squared	0.153681	S.D. dependent var		10.29451
S.E. of regression	9.470499	Akaike info criterion		7.384579
Sum squared resid	4932.970	Schwarz criterion		7.491153
Log likelihood	-211.1528	Hannan-Quinn criter.		7.426092
F-statistic	6.175249	Durbin-Watson stat		1.963975
Prob(F-statistic)	0.003807			

Sumber: Output Eviews

Tabel 6. Estimasi parameter model ARIMA (6,1,4)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.462163	1.188674	-0.388806	0.6990
AR(6)	-0.357174	0.129482	-2.758482	0.0080
MA(4)	0.263840	0.136226	1.936780	0.0581
R-squared	0.176256	Mean dependent var		-0.519107
Adjusted R-squared	0.145171	S.D. dependent var		10.45706
S.E. of regression	9.668276	Akaike info criterion		7.427660
Sum squared resid	4954.204	Schwarz criterion		7.536161
Log likelihood	-204.9745	Hannan-Quinn criter.		7.469726
F-statistic	5.670177	Durbin-Watson stat		1.890383
Prob(F-statistic)	0.005868			

Sumber: Output Eviews

Tabel 7. Estimasi parameter model ARIMA (6,1,6)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1.448235	0.933123	-1.552031	0.1266
AR(6)	0.501885	0.128442	3.907489	0.0003
MA(6)	-0.915949	0.031915	-28.69943	0.0000
R-squared	0.215317	Mean dependent var		-0.519107
Adjusted R-squared	0.185706	S.D. dependent var		10.45706
S.E. of regression	9.436261	Akaike info criterion		7.379080
Sum squared resid	4719.280	Schwarz criterion		7.487581
Log likelihood	-203.6142	Hannan-Quinn criter.		7.421145
F-statistic	7.271599	Durbin-Watson stat		2.201875
Prob(F-statistic)	0.001620			

Sumber: Output Eviews

Berdasarkan output hasil estimasi parameter masing-masing model ARIMA diatas maka dapat ditentukan kombinasi ordo untuk model AR (p)

dan MA (q) yang terbaik. Pemilihan model terbaik didasarkan pada *goodness of fit* masing-masing parameter model ARIMA yaitu nilai koefisien determinasi (R^2) yang lebih besar serta nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) dan SC (*Schwarz Criterion*) yang terkecil (Rosadi, 2012). Berikut ini rangkuman nilai masing-masing parameter dari model ARIMA tersebut

Tabel 8. Rangkuman estimasi parameter model ARIMA

Model ARIMA	Parameter	Probability	Uji t Keterangan	R-Squared	SC	AIC
ARIMA (4,1,4)	C	0.8164	Tidak Signifikan	0.061010	7.630780	7.524206
	AR (4)	0.6806	Tidak Signifikan			
	MA (4)	0.3318	Tidak Signifikan			
ARIMA (4,1,6)	C	0.5396	Tidak Signifikan	0.183376	7.491153	7.384579
	AR (4)	0.0592	Tidak Signifikan			
	MA (6)	0.0021	Signifikan			
ARIMA (6,1,4)	C	0.6990	Tidak Signifikan	0.176256	7.536161	7.427660
	AR (6)	0.0080	Signifikan			
	MA (4)	0.0581	Tidak Signifikan			
ARIMA (6,1,6)	C	0.1266	Tidak Signifikan	0.215317	7.487581	7.379080
	AR (6)	0.0003	Signifikan			
	MA (6)	0.0000	Signifikan			

Sumber: Output Eviews Tabel 4-7

Hasil rangkuman estimasi parameter model ARIMA di atas menunjukkan bahwa model ARIMA (6,1,6) adalah model yang terbaik karena memiliki nilai *R squared* terbesar dan nilai SC (*Schwarz Criterion*) dan AIC (*Akaike Information Criterion*) terkecil bila dibandingkan dengan model ARIMA yang lain.

c. Uji diagnostik/evaluasi model

Setelah menemukan model tentatif dari tahapan sebelumnya yaitu model ARIMA (6,1,6), maka selanjutnya dilakukan uji diagnostik/evaluasi model dengan cara menganalisis residualnya melalui korelogram ACF maupun PACF. Hasil uji residual ACF dan PACF model ARIMA (6,1,6) dapat dilihat pada tabel berikut ini.

Tabel 9. Hasil uji residual ACF dan PACF model ARIMA (6,1,6)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
.* .	.* .	1	-0.101	-0.101	0.6040	
. .	. .	2	-0.044	-0.055	0.7223	
* .	* .	3	-0.125	-0.138	1.6868	0.194
. ** .	. ** .	4	0.238	0.213	5.2241	0.073
* .	* .	5	-0.174	-0.156	7.1509	0.067
* .	* .	6	-0.129	-0.158	8.2251	0.084
. .	. .	7	0.021	0.043	8.2535	0.143
. .	* .	8	0.015	-0.095	8.2688	0.219
* .	* .	9	-0.108	-0.088	9.0820	0.247
. .	. .	10	0.026	0.061	9.1305	0.331
* .	** .	11	-0.101	-0.205	9.8662	0.361
. * .	. * .	12	0.106	0.085	10.694	0.382
* .	. .	13	-0.069	-0.029	11.051	0.439
* .	** .	14	-0.102	-0.258	11.854	0.457
. .	. * .	15	0.056	0.163	12.104	0.519
. * .	. .	16	0.102	-0.001	12.953	0.530
. .	. .	17	0.061	-0.009	13.263	0.582
* .	. .	18	-0.119	0.053	14.474	0.563
. .	* .	19	-0.008	-0.190	14.480	0.633
. .	. .	20	0.004	-0.048	14.481	0.697
. .	. .	21	-0.032	0.045	14.576	0.749
. .	* .	22	0.023	-0.071	14.625	0.797
. .	. .	23	-0.015	0.042	14.647	0.840
. .	. .	24	-0.023	-0.063	14.699	0.875
. .	* .	25	-0.041	-0.152	14.878	0.899
* .	. .	26	-0.094	-0.062	15.826	0.894
. * .	. .	27	0.093	0.030	16.793	0.889
. .	. .	28	0.007	-0.036	16.799	0.915

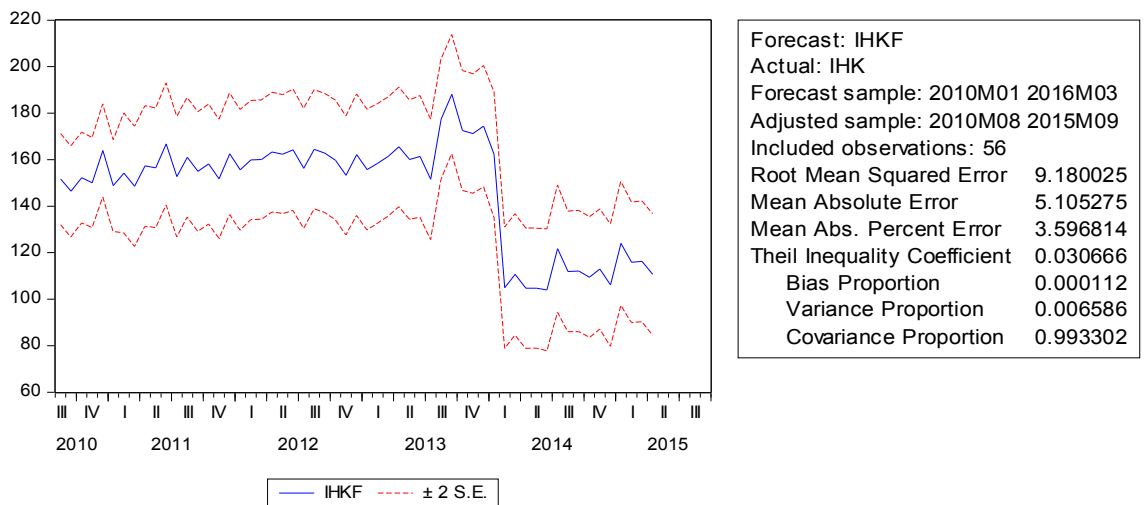
Sumber: Output Eviews

Hasil uji ACF dan PACF diatas menunjukkan bahwa nilai Q-statistik *Ljung-Box* pada lag terakhir yaitu 16,79 lebih kecil dari nilai kritis *chi-square* (χ^2) dengan df sebesar 28 pada alpha lima persen yaitu 41,43. Ini menunjukkan bahwa nilai residual yang diestimasi adalah *random* (residual mempunyai sifat white noise) sehingga terbukti bahwa model ARIMA (6,1,6) yang terpilih adalah model terbaik.

d. Peramalan/prediksi

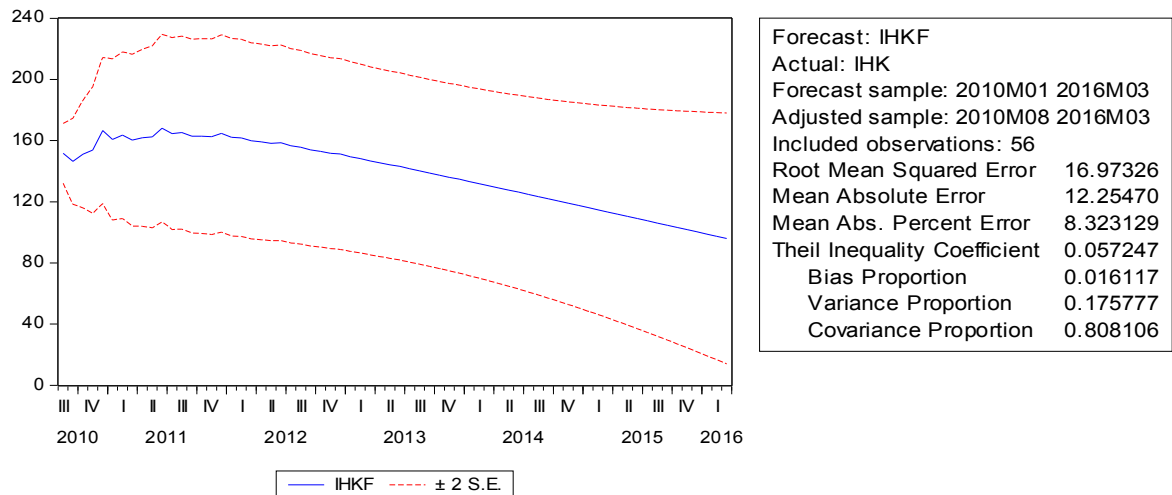
Tahap terakhir adalah melakukan prediksi atau peramalan berdasarkan model yang terpilih yaitu model ARIMA (6,1,6). Keakuratan nilai

peramalan didasarkan dengan penilaian pada beberapa alat evaluasi kesalahan yang terdapat pada grafik *dynamic forecast* dan *static forecast*. Alat evaluasi kesalahan yang dimaksud adalah, *Root Mean Squares Error (RMSE)*, *Mean Absolute Error (MAE)*, *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, *Theil Inequality Coefficient (TIC)*, *Bias Proportion (BP)*, *Variance Proportion (VP)* dan *Covariance Proportion (CP)*. Semakin kecil nilai-nilai tersebut maka semakin baik hasil peramalan (Juanda dan Junaidi, 2012). Nilai evaluasi kesalahan model ARIMA (6,1,6) dapat dilihat pada grafik *dynamic forecast* dan *static forecast* berikut ini.



Gambar 2. *Static forecast* model ARIMA (6,1,6)

Hasil diatas menunjukkan bahwa alat evaluasi kesalahan pada grafik *static forecast* cenderung kecil. Nilai *Root Mean Squares Error (RMSE)* sebesar 9,18, nilai *Mean Absolute Error (MAE)* sebesar 5,10, nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sebesar 3,59, nilai *Theil Inequality Coefficient (TIC)* sebesar 0,03, nilai *Bias Proportion (BP)* sebesar 0,00, nilai *Variance Proportion (VP)* sebesar 0,00 dan nilai *Covariance Proportion (CP)* sebesar 0,99.



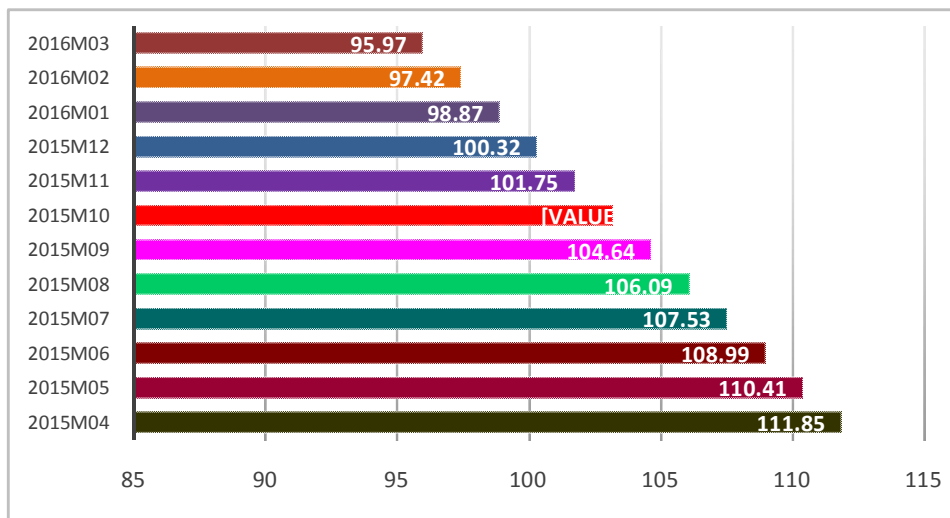
Gambar 3. *Dynamic forecast* model ARIMA (6,1,6)

Kondisi yang sama pun terjadi pada alat evaluasi kesalahan grafik *dynamic forecast* yang cenderung kecil. Nilai *Root Mean Squares Error* (RMSE) sebesar 16,97, nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 12,25, nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 8,32, nilai *Theil Inequality Coefficient* (TIC) sebesar 0,05, nilai *Bias Proportion* (BP) sebesar 0,01, nilai *Variance Proportion* (VP) sebesar 0,17 dan nilai *Covariance Proportion* (CP) sebesar 0,80.

Dengan memperhatikan nilai alat evaluasi kesalahan pada masing-masing grafik yaitu grafik *static forecast* dan *dynamic forecast* diatas yang cenderung semakin kecil maka dapat dinyatakan bahwa model ARIMA (6,1,6) layak digunakan dalam peramalan karena memiliki nilai keakuratan yang tinggi. Berikut ini hasil peramalan Indeks Harga Konsumen kelompok bahan makanan Kota Ternate periode April 2015 – Maret 2016.

Berdasarkan hasil peramalan dengan menggunakan model ARIMA (6,1,6) ditemukan bahwa IHK kelompok bahan makanan Kota Ternate memiliki trend yang menurun dari bulan April 2015 – bulan Maret 2016. Fase tertinggi terdapat pada bulan April – Agustus 2015 yaitu 111,85 – 106,09. Penyebabnya karena menjelang Bulan Suci Ramadhan harga-harga kelompok bahan makanan melonjak naik terutama harga kelompok bahan makanan yang didatangkan langsung dari daerah lain (misalnya Kota Manado).

Diawal bulan september 2015 mengalami perlambatan hingga akhir tahun 2015. Hal ini disebabkan karena masih melonjaknya harga beberapa komoditi bahan makanan sektor perikanan yang memegang peranan penting (contohnya cakalang, tuna, dll). Lonjakan harga tersebut dipengaruhi oleh kelangkaan akibat kondisi cuaca yang tidak menentu dan kurang menguntungkan bagi nelayan untuk melaut. Pada bulan Januari – Maret 2016 Indeks Harga Konsumen kelompok bahan makanan cenderung mengalami penurunan dari 98,87 – 95,97.



Sumber: Output Eviews

Gambar 4. Hasil Peramalan IHK kelompok bahan makanan Kota Ternate

SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

1. Data Indeks Harga Konsumen kelompok bahan makanan Kota Ternate stasioner pada diferensi pertama sehingga dapat dimodelkan dengan ARIMA.
2. Bila dibandingkan dengan model ARIMA yang lain, model ARIMA (6,1,6) adalah model terbaik karena memiliki nilai parameter *R square* terbesar dan nilai SC (*Schwarz Criterion*) dan AIC (*Akaike Information Criterion*) terkecil.

3. Uji diagnostik/evaluasi model menunjukkan bahwa model ARIMA (6,1,6) dapat digunakan untuk peramalan karena memiliki nilai Q-statistik *Ljung-Box* pada lag terakhir lebih kecil dari nilai kritis *chi-square* (χ^2) dengan df sebesar 28 pada alpha lima persen.
4. Alat evaluasi kesalahan pada grafik *static forecast* dan *dynamic forecast* untuk model ARIMA (6,1,6) cenderung kecil sehingga layak digunakan dalam peramalan karena memiliki keakuratan yang tinggi.

Saran

1. Perlu adanya langkah strategis jangka panjang oleh Tim Pengendalian Inflasi Daerah (TPID) Kota Ternate untuk mengendalikan gejolak inflasi kelompok bahan makanan terutama pada aspek pengelolaan dan pendistribusian bahan pangan strategis guna mengurangi ketergantungan impor komoditas dari daerah/provinsi lain.
1. Penelitian ini hanya terbatas pada pembentukan model untuk peramalan laju inflasi kelompok bahan makanan. Oleh karena itu, untuk penelitian yang akan datang lebih baik lagi jika menggunakan data inflasi pada kelompok komoditas yang lain untuk diramal seperti inflasi pada kelompok komoditas makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau, perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar, sandang, kesehatan, pendidikan, rekreasi, olahraga dan transportasi, komunikasi dan jasa keuangan. Dengan demikian hasil penelitian dapat memenuhi semua aspek dalam peramalan inflasi di Kota Ternate.

DAFTAR PUSTAKA

- Algifari. *Inflasi Kelompok Bahan Makanan Dengan Metode Box-Jenkins: Kasus Indonesia, 2006: 1 – 2009: 8*. Jurnal Akuntansi dan Manajemen Volume 20, No. 3, Desember 2009 (175-182).
- Gujarati, D. 2003. *Basic Econometrics*. McGraw Hill. New York.
- Juanda, Bambang dan Junaidi. 2012. *Ekonometrika Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. IPB Press. Bogor.
- Kuncoro, Mudrajad. 2011. *Metode Kuantitatif: Teori dan Aplikasi untuk Bisnis dan Ekonomi*. UPP STIM YKPN. Yogyakarta.
- Rosadi, Dedi. 2012. *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. ANDI. Yogyakarta

- Susila, Wayan R., dan Munadi, Ernawati. *Peramalan Harga Eceran Minyak Goreng dengan Model ARIMA*. JE/03/Juli/2008 (40-53).
- UNECE, ILO, IMF, OECD, Eurostat, ONS. 2009. *Practical Guide to Producing Consumer Price Indices*. Retrieved from www.ilo.org/cpi-manuals on February 09, 2015.
- Winarno, Wing W. 2011. *Analisis Ekonometrika dan Statistika dengan Eviews Edisi 3*. UPP STIM YKPN. Yogyakarta.
- Widarjono, Agus. 2013. *Ekonometrika Pengantar dan Aplikasi Disertai Panduan Eviews Edisi Keempat*. UPP STIM YKPN. Yogyakarta.