

PERAMALAN INFLASI KOTA BANDUNG DENGAN PENDEKATAN BOX-JENKINS

Teguh Santoso¹
Bayu Kharisma²

Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Padjadjaran, Jawa Barat, Indonesia^{1,2}
Email : teguh.santoso@unpad.ac.id¹

Abstract: Bandung City Inflation Forecasting Using the Box-Jenkins Approach. This study aims to obtain the monthly inflation data forecast for the city of Bandung utilize Box-Jenkins method. The data used is monthly inflation rate (m-t-m) of Bandung City for the period of 2017.1-2019.12 which includes 36 observations. Based on the stages of the Box-Jenkins method, it is known that the data on the inflation of the City of Bandung has been stationary at the level, so the estimation models used are AR (p) and MA (q). Based on diagnostic tests, shows that the best estimation model is ARMA (2,2). The estimation model also includes the holiday dummy variable which have statistically significant influences to inflation. From the estimation results chosen, forecasting is carried out which results in monthly inflation forecasts for the city of Bandung in January - February 2020 of 0.43% and 0.23%, respectively. For December 2019 forecasting results produce a value of 0.52% and compared to an actual value of 0.45%, there is a difference of 0.07%. Homoscedasticity test results are also performed and it is concluded that the estimation model does not contain heteroscedasticity problems

Keywords: Inflation; Box-Jenkins; ARIMA; Bandung City.

Abstrak: Peramalan Inflasi Kota Bandung dengan Pendekatan Box-Jenkins. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan angka ramalan data inflasi bulanan Kota Bandung dengan metode Box Jenkins. Data yang digunakan adalah data inflasi umum (m-t-m) Kota Bandung periode 2017.1-2019.12 yang mencakup 36 observasi. Berdasarkan tahapan metode Box-Jenkins, diketahui bahwa data inflasi bulana Kota Bandung sudah bersifat stasioner pada tingkat level, sehingga model estimasi yang digunakan adalah AR(p) dan MA(q). Berdasarkan uji diagnostic, diketahui model estimasi terbaik adalah ARMA (2,2). Model estimasi juga memasukkan variabel dummy bulan hari raya yang secara statistik signifikan mempengaruhi inflasi. Dari hasil estimasi yang dipilih, dilakukan peramalan yang menghasilkan angka ramalan inflasi bulanan Kota Bandung pada Bulan Januari – Februari 2020 sebesar masing-masing 0.43% dan 0.23%. Untuk hasil peramalan bulan Desember 2019 menghasilkan nilai sebesar 0.52% dan jika dibandingkan dengan nilai aktual sebesar 0.45%, maka terdapat selisih sebesar 0.07%. Hasil estimasi juga telah dilakukan uji homoskedastisitas dan disimpulkan bahwa model estimasi tidak mengandung masalah heteroskedastisitas.

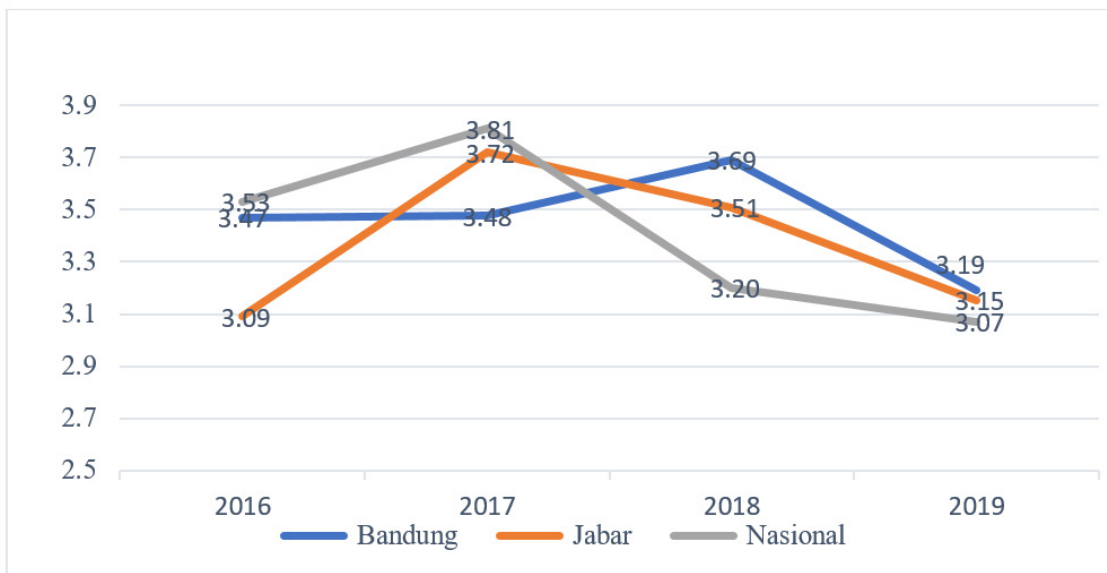
Kata Kunci: Inflasi; Box-Jenkins; ARMA; Kota Bandung.

PENDAHULUAN

Inflasi menjadi salah satu indikator makroekonomi yang menjadi sasaran kebijakan ekonomi Pemerintah. Stabilitas harga yang tercermin dari laju inflasi menjadi salah satu tolak ukur keberhasilan pengelolaan perekonomian. Kebijakan moneter dan kebijakan struktural dilakukan oleh Bank Sentral dan Pemerintah dalam menjaga laju inflasi. Pada level daerah, Pemerintah membentuk Tim Pengendalian Inflasi Daerah (TPID) yang memiliki tugas salah satunya adalah mengevaluasi sumber-sumber dan potensi tekanan inflasi serta dampaknya terhadap pencapaian target inflasi. Oleh karenanya, memprediksi laju inflasi dimasa yang akan datang akan dapat menunjang kinerja

TPID dalam mengendalikan potensi tekanan inflasi.

Kota Bandung sebagai Ibu Kota Jawa Barat dengan jumlah penduduk yang tinggi serta sebagai kota tujuan wisata dan pendidikan tentu memiliki karakteristik permintaan agregat yang tinggi. Dengan demikian, potensi laju inflasi yang tinggi akan selalu ada di Kota Bandung. Data menunjukkan bahwa sepanjang 2018-2019 terakhir, rata-rata inflasi tahunan (y-o-y) Kota Bandung selalu berada diatas inflasi nasional. Sebagaimana ditampilkan dalam Gambar 1, Inflasi (y-o-y) Kota Bandung rata-rata mencapai 3.69% pada 2018 dan lebih tinggi dibanding Jawa Barat (3,51%) dan Nasional (3,2%). Meski menunjukkan penurunan, namun rata-rata inflasi



Sumber: Badan Pusat Statistik (2019), diolah

Gambar 1.
Laju Inflasi Nasional Jawa Barat dan Kota Bandung

(y-o-y) Kota Bandung pada 2019 sebesar 3,19% juga lebih tinggi dibanding Nasional dan Jabar, masing-masing sebesar 3,15% dan 3,07%.

Relatif tingginya laju inflasi, berpotensi berdampak pada penurunan daya beli masyarakat. Dengan demikian, mendapatkan nilai prediksi inflasi dimasa yang akan datang dapat menjadi dasar kebijakan bagi Pemerintah Kota Bandung dalam mengantisipasi gejolak harga maupun dampaknya terhadap kesejahteraan masyarakat. Metode proyeksi yang lazim digunakan pada data runtut waktu adalah metode Box-Jenkins.

Metode Box-Jenkins merupakan metode pendekatan analisis runtut waktu, yang menggabungkan iterasi siklus identifikasi, estimasi, verifikasi dan peramalan. Pendekatan ini berkaitan dengan apa yang disebut domain waktu, dimana dimana sebuah observasi (variabel), dipengaruhi oleh variabel periode sebelumnya (Anderson, 1977). Dapat dikatakan metode Box-Jenkins menekankan pada *let the data speak for themselves*, yang mana bukan merupakan model struktural (hubungan kausal atau simultan antar variabel). Osborn & Harvey (1991) berpendapat bahwa terdapat beberapa alasan tidak menggunakan model struktural, yakni 1) gerakan suatu variabel terkadang

terjadi karena sebab-sebab yang sulit diketahui; 2) data variabel bebas yang secara teori berpengaruh tidak tersedia ataupun pemodelan yang dilakukan tidak menunjukkan hubungan kuat secara statistik dan 3) meskipun data tersedia dan model struktural dinyatakan baik, untuk meramal sering masih harus didasarkan pada perkiraan variabel bebas yang tidak selalu mudah.

Metode Box-Jenkins telah lazim digunakan sebagai metode peramalan data inflasi, sebagaimana dilakukan oleh Desvina & Desmita (2015) yang meramalkan indeks harga konsumen di Kota Baru, Hartati (2017) menggunakan model ARIMA untuk meramalkan pergerakan inflasi di Indonesia. Sementara itu, Teapon (2017) melakukan peramalan inflasi kelompok bahan makanan di Kota Ternate. Sedangkan untuk data luar negeri, Tabani (2019a) melakukan peramalan inflasi Norwegia dengan metode Box-Jenkins. Dengan menggunakan model terbaik ARIMA (2,2,2), inflasi di Norwegia diprediksikan akan meningkat sepanjang 1 dekade kedepan. Tabani (2019b) juga melakukan peramalan indeks harga konsumen di Singapura dengan metode Box-Jenkins.

Dengan pertimbangan tersebut, dengan menggunakan Metode Box-Jenkins, tulisan ini bertujuan untuk melakukan peramalan inflasi di Kota Bandung dengan basis data 2017.01 – 2019.12. Uji Heteroskedastisitas juga dilakukan untuk mengetahui apakah perlu dilakukan estimasi dengan menggunakan metode GARCH, sebagaimana dilakukan oleh Santoso (2011). Hal tersebut didasarkan pada beberapa kajian yang menunjukkan bahwa data inflasi rentan menghadapi masalah heteroskedastisitas (Santoso, 2011; Rukini, 2014).

METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data inflasi umum yang dihitung dari data Indeks Harga Konsumen dan bersumber dari Badan Pusat Statistik Kota Bandung periode 2017.1-2019.12 dengan observasi data bulanan. Unit observasi adalah variabel inflasi bulanan (m-t-m) Kota Bandung

Alur Model Box-Jenkins dan Estimasi Model. Secara umum, terdapat 4 tahapan utama dalam pemodelan Box-Jenkins (Gujarati & Porter, 2009), yakni: Identifikasi. Tahapan ini bertujuan untuk menguji stasioneritas data dan penentuan nilai ordo yang sesuai, AR(p) dan MA

(q). Uji formal *Augmented Dicky Fuller* (ADF) Test akan digunakan untuk melihat stasioneritas data. Kemudian setelah mengetahui data yang digunakan stasioner atau tidak, langkah berikutnya adalah menentukan ordo yang sesuai. Untuk mengetahui nilai ordo yang dapat dilihat dari nilai fungsi *Autocorrelation function* (ACF) atau *Partial Autocorrelation function* (PACF). Selain itu, dalam tahapan ini Tabel korelogram dan nilai statistik ACF dan PACF juga dapat digunakan untuk mengetahui stasioneritas data. Dengan dilakukannya tahap identifikasi, akan diketahui model estimasi yang sesuai ARIMA (p,d,q)

Estimasi Parameter. Estimasi model bertujuan untuk mencari model terbaik. Syarat ordo AR(p) dan MA(q) yang akan dipilih yakni dilihat nilai ACF dan PACF pada tabel *Correlogram* langsung jatuh mendekati garis nol. Syarat ordo maksimal AR(p) dan MA(q) adalah: 1). Ordo AR(p) maksimal dilihat pada time lag ke berapa nilai *partial autocorrelation* melewati garis putus-putus pada tabel *correlogram*. 2). ordo maksimal MA(q), dilihat pada *time lag* ke berapa nilai *autocorrelation* melewati garis putus-putus pada tabel *correlogram* spesifikasi model estimasi adalah sebagai berikut:

AR (p): menjelaskan bahwa nilai suatu series atau variabel dipengaruhi oleh nilai series nya sendiri dimasa lalu (*lag*)

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

MA (q): menjelaskan bahwa nilai suatu series atau variabel dipengaruhi oleh pergerakan dari nilai residual pada masa lalu

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

I (d): menjelaskan pada derajat integrasi berapa suatu series stasioner. Jika suatu series telah stasioner pada derajat level dilambangkan I(0). Akan tetapi, jika suatu series belum stasioner pada derajat level maka dilakukan proses smoothing dengan metode differences (1st atau 2nd). Persamaan suatu series dikatakan stasioner pada 1st difference sebagai berikut:

$$\delta(Y) = Y_t - Y_{t-1} \dots (3)$$

Jika data dinyatakan stasioner, maka model estimasi adalah kombinasi dari persamaan (1) dan (2) yang membentuk model ARMA (p,0,q), dengan spesifikasi model sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t \dots (4)$$

Jika data dinyatakan tidak stasioner, maka model estimasi adalah kombinasi dari persamaan (1),

(2) dan (3) yang membentuk model ARIMA (p,d,q), misal ARIMA (2,1,2) dengan spesifikasi model sebagai berikut:

$$\delta(Y) = \alpha_0 + \alpha_1 (Y_{t-1} - Y_{t-2}) + (Y_{t-2} - Y_{t-3}) + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t \dots (5)$$

Uji Diagnostik. Pencarian model terbaik didasarkan pada prinsip goodness of fit. Syarat pemilihan model ARIMA terbaik yakni: 1). Semua variabel *independent* dan konstanta harus signifikan (*p-value* < *critical-value*). Signifikansi berlandaskan uji statistik meliputi uji t, uji F dan uji koefisien determinasi (R²). 2). Nilai SIC dan AIC paling kecil. 3). *Error random* tidak signifikan. *Error random* tidak signifikan bila probabilitas BJ > probabilitas *critical value* atau nilai Q-statistik BJ < nilai X² tabel. *Forecasting*. Model yang digunakan dalam *forecasting* adalah model yang terbaik setelah dilakukan uji diagnostik. Kriteria pemilihan model terbaik dalam *forecasting* adalah: 1). Nilai *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) semakin kecil menunjukkan model terbaik. 2). Nilai *Theil inequality coefficient*, *bias proportion* dan *variance proportion* yang sangat kecil.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Identifikasi Model. Langkah pertama dalam identifikasi model adalah menguji stasioneritas data. Hasil uji stasioneritas data menggunakan ADF test untuk inflasi tahunan (y-o-y) dan inflasi bulanan (m-t-m) disajikan dalam Tabel 1 dan Tabel 2.

Dalam tahapan identifikasi, langkah selanjutnya adalah menentukan ordo AR(p) dan MA(q) dengan menggunakan tabel korelogram, yang disajikan pada Tabel 2. Berdasarkan Tabel 2 untuk data inflasi bulanan (m-t-m) sebagaimana disajikan dalam Tabel 2, diketahui bahwa nilai AC (AR) yang mendekati garis putus-putus

Tabel 1.
Uji Stasioneritas Data Inflasi Bulanan (m-t-m)

Null Hypothesis: MTM has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=9)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5.113601	0.0002
Test critical values:		
1% level	-3.632900	
5% level	-2.948404	
10% level	-2.612874	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Sumber: Hasil estimasi penulis (2020)

Berdasarkan hasil uji stasioneritas dengan metode ADF pada data inflasi bulanan (m-t-m) sebagaimana disajikan pada Tabel 1, diketahui bahwa nilai statistic ADF > nilai kritisnya pada tingkat kepercayaan 1%. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa data inflasi bulanan tidak memiliki masalah stasioneritas artinya data tersebut sudah stasioner pada tingkat level. Dengan demikian, untuk data inflasi bulanan, estimasi yang dilakukan adalah model AR(p), MA(q) ataupun kombinasi ARMA (p,q).

adalah pada lag 2 dan 3. Sementara nilai PAC (MA) yang mendekati garis putus-putus adalah pada lag 2 dan 8. Dengan demikian, proses iterasi estimasi model ARMA akan mengacu pada model AR (2), AR (3), MA (2) dan MA (8).

Estimasi Parameter dan Uji Diagnostik.

Sebagaimana disimpulkan dalam tahapan identifikasi, model estimasi untuk data inflasi bulanan adalah ARMA (2,2), ARMA (3,8) atau kombinasi diantara ordo-ordo tersebut. Sementara untuk data inflasi tahunan, model

Tabel 4.
Estimasi Model Inflasi Bulanan ARMA (3,8)

Dependent Variable: MTM
Method: Least Squares
Date: 02/01/20 Time: 16:47
Sample (adjusted): 2017M11 2019M12
Included observations: 26 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.321983	0.125944	2.556562	0.0180
MTM(-3)	-0.277668	0.233688	-1.188201	0.2474
RESIDMTM(-8)	-0.107233	0.214000	-0.501091	0.6213
HR	0.120762	0.158828	0.760335	0.4551
R-squared	0.203311	Mean dependent var		0.291538
Adjusted R-squared	0.094671	S.D. dependent var		0.315388
S.E. of regression	0.300088	Akaike info criterion		0.571154
Sum squared resid	1.981158	Schwarz criterion		0.764707
Log likelihood	-3.425003	Hannan-Quinn criter.		0.626890
F-statistic	1.871428	Durbin-Watson stat		1.910909
Prob(F-statistic)	0.163932			

Sumber: Hasil estimasi penulis (2020)

Tabel 5.
Estimasi Model Inflasi Bulanan ARMA (2,2) Tanpa Intercept

Dependent Variable: MTM
Method: Least Squares
Date: 02/01/20 Time: 16:57
Sample (adjusted): 2017M05 2019M12
Included observations: 32 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MTM(-2)	0.630322	0.261964	2.406142	0.0227
RESIDMTM(-2)	-0.772814	0.375033	-2.060653	0.0484
HR	0.292363	0.124979	2.339291	0.0264
R-squared	0.261854	Mean dependent var		0.278438
Adjusted R-squared	0.210947	S.D. dependent var		0.336309
S.E. of regression	0.298739	Akaike info criterion		0.510567
Sum squared resid	2.588105	Schwarz criterion		0.647980
Log likelihood	-5.169071	Hannan-Quinn criter.		0.556115
Durbin-Watson stat	2.209755			

Sumber: Hasil estimasi penulis (2020)

Iterasi Estimasi dan Uji Diagnostik. Berikut dilakukan estimasi untuk data inflasi bulanan dengan acuan model ARMA (2,2) atau ARMA (3,8)

Pada Tabel 5, hasil estimasi model ARMA (2,2) tanpa *intercept* menunjukkan hasil estimasi yang relatif lebih baik dibandingkan dengan hasil estimasi model ARMA (2,2) dan

(3,8) yang ditampilkan dalam Tabel 3 dan 4 memiliki koefisien yang signifikan.

Untuk memastikan pemilihan model terbaik, Diketahui bahwa variabel *dummy* hari dilakukan uji diagnostik yang dirangkum dalam besar pada model ARMA baik dengan maupun Tabel 6. tanpa *intercept* memiliki nilai koefisien yang

Tabel 6.
Uji Diagnostik Model ARMA

Model ARMA	Parameter	Uji Signifikansi		<i>Goodness of Fit</i>			
		Prob	Keterangan	R ²	AIC	SIC	Q-Stat BJ
ARMA (2,2)	C	0.6332	in-signifikan	26,7%	0.5647	0.748	34.997
	AR(2)	0.5294	in-signifikan				
	MA(2)	0.4232	in-signifikan				
	Dummy	0.0354**	signifikan				
ARMA (3,8)	C	0.018**	signifikan	20.30%	0.57115	0.764	41.952
	AR(2)	0.2474	in-signifikan				
	MA(2)	0.6213	in-signifikan				
	Dummy	0.4551	in-signifikan				
ARMA (2,2)	AR(2)	0.0227**	signifikan	26.18%	0.5105	0.647	35.509
	MA(2)	0.0484**	signifikan				
	Dummy	0.0264**	signifikan				

Catatan:

** : Signifikan pada tingkat kepercayaan 5%

Nilai χ^2 (df:30) = 43,77

Sumber: Hasil estimasi penulis (2020)

Berdasarkan uji diagnostik dari ketiga model estimasi, yang dilihat dari uji signifikansi, koefisien determinasi, SIC, AIC dan Q-Stat BJ, diketahui bahwa model terbaik adalah ARMA (2,2) baik dengan maupun tanpa *intercept*. Namun yang membedakan antara ARMA (2,2) dengan dan tanpa *intercept* adalah nilai koefisien variabel bebas yang tidak signifikan dalam model ARMA dengan *intercept*, sementara pada model ARMA dengan *intercept* variabel bebas signifikan pada tingkat kepercayaan 5%. Hal tersebut dapat dimaknai bahwa pada hari besar angka inflasi di Kota Bandung akan meningkat sebesar 0.035% atau 0.026%. Kondisi tersebut sesuai dengan peramalan dengan Metode ARIMA yang dilakukan oleh Berlian *et al.*, (2014); Wulandari *et al.*, (2016) yang menemukan bahwa inflasi cenderung melonjak pada hari besar keagamaan termasuk Idul Fitri Peramalan. Setelah melakukan estimasi

parameter dan uji *diagnostic* pemilihan model terbaik, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan untuk model yang dipilih. Proses identifikasi perlu dilakukan untuk memilih 1 model terbaik diantara 2 model yang ada. Hasil identifikasi disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7.
Identifikasi Model Peramalan Terbaik

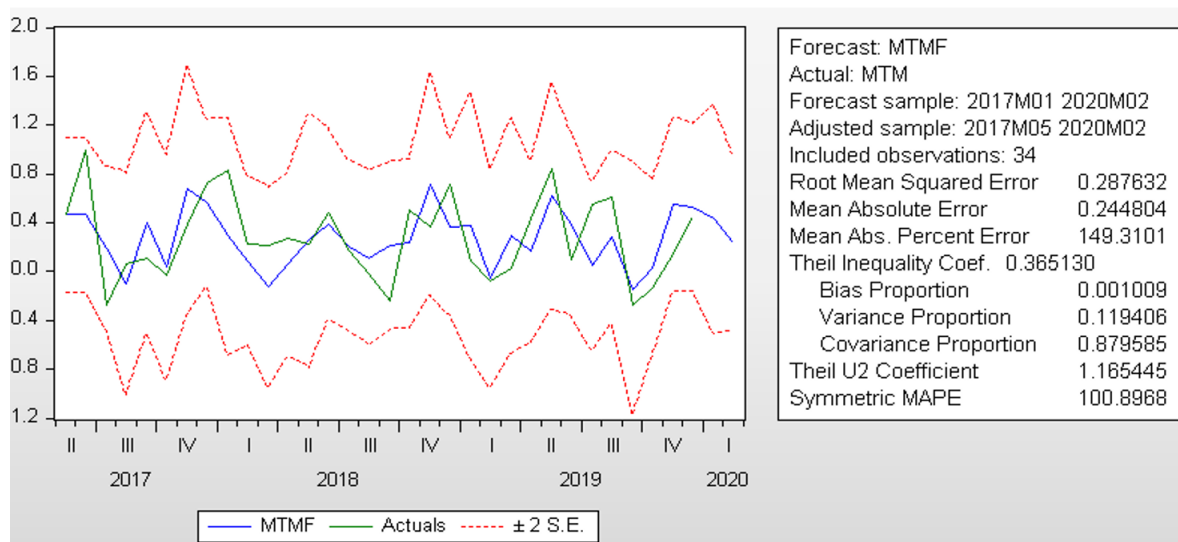
Kriteria	ARMA (2,2)	ARMA (2,2) Tanpa Intercept
RMSE	0.2876	0.3154
MAE	0.2448	0.2703
MAPE	149.3101	172.1470
Theil Coefficient	0.365130	0.386130

Sumber: Hasil estimasi penulis (2020)

Berdasarkan hasil peramalan ada kedua model yang disajikan pada Tabel 7, diketahui bahwa model estimasi terbaik yang digunakan

untuk peramalan adalah model ARMA (2,2) yang menghasilkan nilai proyeksi untuk bulan Januari – Februari 2020 masing-masing sebesar 0.43% dan 0.23%. Untuk hasil peramalan bulan Desember 2019 menghasilkan nilai sebesar 0.52% dan jika dibandingkan dengan nilai aktual sebesar 0.45%, maka terdapat selisih sebesar 0.07%. Perbandingan hasil peramalan dengan data aktual disajikan dalam Gambar 2.

Model ARMA (2,2) yang digunakan sebagai peramalan juga dilakukan uji heteroskedastisitas untuk memastikan residual data yang digunakan konstan antar waktu (homoskedastis). *ARCH-LM test* digunakan untuk mengetahui ada tidaknya masalah heteroskedastisitas, yang disajikan dalam Tabel 8.



Sumber: Hasil estimasi penulis (2020)

Gambar 2.
Hasil Peramalan Model ARMA (2,2)

Tabel 8.
ARCH-LM Test

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.186785	Prob. F(1,29)	0.6688
Obs*R-squared	0.198389	Prob. Chi-Square(1)	0.6560

Sumber: Hasil estimasi penulis (2020)

Berdasarkan uji ARCH-LM, diketahui bahwa *prob F* dan *chi-square* tidak signifikan secara *statistic*. Hal tersebut menunjukkan bahwa model estimasi terbebas dari masalah heteroskedastisitas, sehingga estimasi tidak perlu dilakukan menggunakan metode ARCH.

SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan tahapan metode Box-Jenkins, model estimasi yang terbaik digunakan sebagai dasar peramalan inflasi bulanan (m-t-m) Kota Bandung adalah model ARMA (2,2) baik dengan maupun tanpa *intercept*. Pada dasarnya model ARMA (2,2) tanpa *intercept* berdasarkan uji *diagnostic* merupakan model yang terbaik dibanding dengan *intercept*. Namun setelah dilakukan peramalan untuk dua model tersebut, identifikasi model terbaik untuk peramalan adalah ARMA (2,2) dengan *intercept*, baik dengan kriteria RMSE, MAE, MAPE maupun *theil coefficient*. Temuan yang menarik adalah bahwa variabel *dummy* seasonal hari besar

yakni periode bulan dimana terdapat momen Ramadhan-Idul Fitri dan Natal-Tahun baru secara signifikan berpengaruh positif terhadap inflasi pada kedua model. Artinya, inflasi bulanan pada periode tersebut secara rata-rata akan lebih tinggi dibanding periode lainnya. Oleh karenanya, pengendalian inflasi perlu memperhatikan momen hari besar tersebut.

Berdasarkan hasil peramalan model ARMA (2,2), inflasi bulanan Kota Bandung pada Bulan Januari – Februari 2020 sebesar masing-masing 0.43% dan 0.23%. Untuk hasil peramalan bulan Desember 2019 menghasilkan nilai sebesar 0.52% dan jika dibandingkan dengan nilai aktual sebesar 0.45%, maka terdapat selisih sebesar 0.07%.

Meski dapat menghasilkan peramalan dengan cukup baik yang didukung dengan berbagai kriteria yang ada (RMSE, MAE, MAPE dan *Theil Coefficient*) dan telah mengakomodir fenomena seasonal, namun penelitian selanjutnya diharapkan dapat

menggabungkan pendekatan *time series* dan pendekatan kausal dengan menggunakan metode ARIMAX. ARIMAX memiliki keunggulan karena dapat mengakomodir variabel eksogen (prediktor) yang mampu menjelaskan pergerakan inflasi. Prediktor tersebut dapat menyesuaikan karakteristik perekonomian. Kota Bandung sebagai destinasi wisata, sehingga bisa menggunakan prediktor jumlah kunjungan wisatawan, yang kemudian dapat diubah menggunakan model fungsi transfer karena data bersifat metrik. Selain itu juga dapat menggunakan data variasi kalender, seperti periode dimana terdapat kenaikan TDL maupun BBM yang dapat menggunakan model fungsi intervensi. Dengan menggabungkan pendekatan *time series* dan gabungan, maka diharapkan dapat menghasilkan peramalan yang lebih baik.

REFERENSI

- Anderson. O.D (1977). The Box Jenkins Approach to Time Series Analysis. *Research Operation*, 2(11). 2-29.
- Berlian, L. Amanda, Wilandari, Yasin, H (2014). Peramalan Inflasi Menurut Kelompok Pengeluaran Makanan Jadi, Minuman, Rokok dan Tembakau Menggunakan Model Variasi Kalender (Studi Kasus Inflasi Kota Semarang). *Jurnal Gaussian*, 3(4). 547-556.
- Badan Pusat Statistik Kota Bandung (2020) Data Inflasi 2017.1-2019.12. <https://bandungkota.bps.go.id/subject/3/inflasi.html#subjekViewTab3>
- Desvina, P. Ari & Desmita, Evi (2015). Penerapan Metode Box-Jenkins Dalam Meramalkan Indeks Harga Konsumen Kota Pekanbaru. *Jurnal Sains dan Matematika*, 1(1). 39-47
- Hartati (2017). Penggunaan Metode ARIMA Dalam Meramal Pergerakan Inflasi. *Jurnal Matematika, Saint dan Teknologi*, 18(1). 1-10
- Gujarati, D & Porter, C. Dawn (2009). *Basic Econometrics*, 5thed. Mc Graw Hill, NY.
- Osborn, D. R., & Harvey, A. C. (1991). Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter. *Economica*, 58(232), 537. <https://doi.org/10.2307/2554700>
- Santoso, Teguh (2011). Aplikasi Model GARCH pada data Inflasi Bahan Makanan Indonesia Periode 2005.1-2006.10. *Jurnal Organisasi dan Manajemen*, 7(1). 38-52
- Rukini (2014). Model ARIMAX dan Deteksi GARCH untuk peramalan inflasi Kota Denpasar Tahun 2014. *Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan*, 7(2).
- Teapon, H.R Rizal (2017). Pembentukan Model ARIMA Untuk Peramalan Inflasi Kelompok Bahan Makanan di Kota Ternate. *QE Journal*, 4(1)
- Tabani, Nyoni (2019). Predicting CPI in Singapore: An application of the Box-Jenkins methodology. *MPRA Paper No. 92413*
- Wulandari. N, Setiawan, Ahmad, S.I (2016). Peramalan Inflasi Kota Surabaya dengan Pendekatan ARIMA, Variasi Kalender, dan Intervensi. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 5(1)