

MODEL HIBRIDA DEKOMPOSISI-ARIMA UNTUK PERAMALAN INFLASI DI KOTA MAKASSAR

Muhammad Fahmuddin S*, Zulkifli Rais

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar, Indonesia

Keywords: Dekomposisi, ARIMA, Inflasi.

Abstract:

Forecasting is an art and predicting science about future events. Forecasting could be a basic for short-term, mid-term, and long-term planning. The aim of this study is creating a hybrida decomposition model - ARIMA to forecast a inflation data in Makassar City. Decomposition method used for decompositing the inflation data into trend component, seasonal, and random. Furthermore, decomposition method could be used to forecasting the tren component dan seasonal. Whereas, the ARIMA method used to forecasting the random component. The result of this study shows ARIMA model that used for forecasting the random component is ARIMA (0,0,[3]) with AIC score 171,6973.

1. Pendahuluan

Peramalan adalah seni dan ilmu memprediksi peristiwa-peristiwa masa depan. Peramalan dapat melibatkan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa depan dengan beberapa bentuk model matematis (Heizer dan Render, 2011). Peramalan bisa menjadi dasar untuk perencanaan jangka pendek, jangka menengah, maupun jangka panjang.

Terdapat dua pendekatan utama pada peramalan, yaitu kualitatif dan kuantitatif. Metode kuantitatif dibedakan menjadi dua, yaitu metode deret waktu (*Time Series*) dan metode sebab akibat (*Causal*). Metode deret waktu adalah teknik peramalan yang menggunakan series dari data masa lalu untuk membuat peramalan. Deret waktu memiliki 4 komponen, yaitu trend, musiman, siklus, dan variasi acak. Trend adalah pergerakan data ke atas atau ke bawah dari waktu ke waktu. Musiman adalah pola data yang berulang setelah periode hari, minggu, atau bulan. Siklus adalah pola dalam data yang terjadi setiap beberapa tahun sekali. Variasi acak adalah 'gejolak' dalam data yang disebabkan oleh situasi yang tidak biasa (Heizer dan Render, 2011). Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk memisahkan komponen-komponen dalam deret waktu seperti metode dekomposisi, transformasi Wavelet, Singular Spectrum Analysis (SSA), dan lain-lain.

Metode dekomposisi merupakan salah satu pendekatan analisis time series tertua. Dekomposisi berasal sekitar awal abad ini dan dimulai dari dua arah yang berbeda (Makridakis dkk., 1997). Penelitian dan penerapan hybrida dekomposisi-ensemble dengan koreksi kesalahan untuk peramalan PM10 setiap hari telah dilakukan oleh Luo, dkk (2017). Penggunaan metode dekomposisi-ARIMA dalam meramalkan tingkat pengembalian saham pada emitmen terpilih di bursa efek Indonesia periode 2003-2007 telah dilakukan oleh Septia (2012).

Dalam penelitian ini dibahas model hybrida dekomposisi-ARIMA. Metode dekomposisi akan membagi data menjadi tiga komponen, yaitu komponen tren, musiman, dan random. Selanjutnya metode dekomposisi akan meramalkan komponen tren dan musiman, sedangkan komponen random akan diramalkan dengan menggunakan metode ARIMA.

* Corresponding author.

E-mail address: mfahmuddin@unm.ac.id



2. Metode Penelitian

2.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder berupa data inflasi di Kota Makassar periode Juli 2009 sampai Juni 2019 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan.

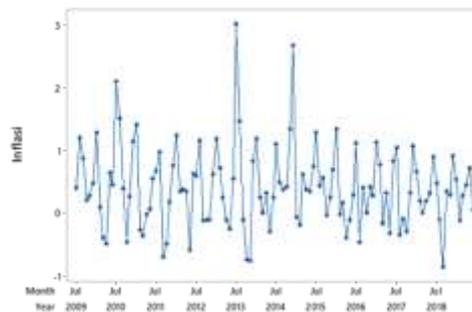
2.2 Tahapan Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan pada tahap dekomposisi-ARIMA adalah sebagai berikut:

- 1) Memisahkan komponen tren, musiman, dan random pada data dengan menggunakan dekomposisi.
- 2) Melakukan peramalan dengan metode dekomposisi pada komponen tren dan musiman.
- 3) Melakukan peramalan dengan metode ARIMA pada komponen random dengan tahapan sebagai berikut:
 - a) Mengecek stasioneritas komponen random.
 - b) Membuat plot ACF dan PACF untuk identifikasi bentuk model ARIMA.
 - c) Mengestimasi parameter untuk melihat hasil uji signifikansi parameter berdasarkan model yang terpilih.
 - d) Melakukan diagnostic check untuk white noise dan normalitas.
 - e) Jika diperoleh lebih dari satu model ARIMA, maka dilakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan kriteria AIC.
 - f) Melakukan peramalan.
- 4) Menggabungkan hasil peramalan ARIMA pada komponen tren, musiman, dan random.

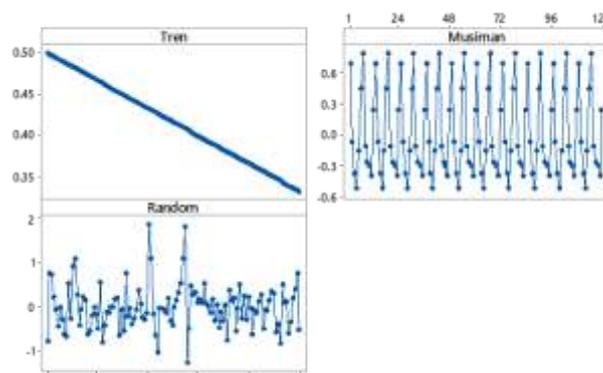
3. Hasil dan Pembahasan

Data inflasi tahunan di Kota Makassar pada bulan Juli 2009 sampai Juni 2019 disajikan pada Gambar 3.1. Nilai inflasi tertinggi mencapai 3,03 yang terjadi pada bulan Juli 2013, sedangkan nilai inflasi terendah mencapai -0,85 yang terjadi pada bulan September 2018. Rata-rata inflasi mencapai 0,42 dengan standar deviasi 0,65.



Gambar 3.1. Data Inflasi di Kota Makassar

Tahap pertama yang dilakukan dalam pemodelan hibrida dekomposisi-ARIMA adalah mendekomposisikan data menjadi komponen tren, musiman, dan random. Gambar 3.2 menyajikan komponen tren, musiman, dan random yang telah didekomposisi.



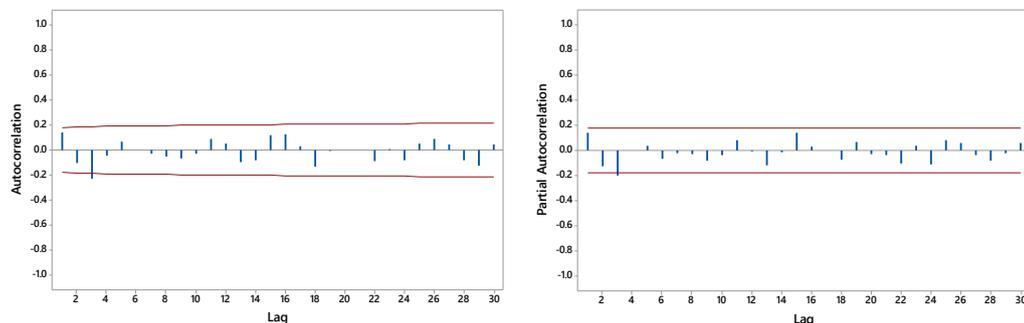
Gambar 3.2. Plot Komponen Tren, Musiman, dan Random.

Selanjutnya metode dekomposisi digunakan untuk meramalkan komponen tren dan musiman, sedangkan komponen random diramalkan dengan metode ARIMA. Tabel 3.1 menyajikan hasil peramalan komponen tren dan musiman dengan menggunakan metode dekomposisi.

Tabel 3.1. Hasil Peramalan Komponen Tren dan Musiman

Periode	Peramalan Tren	Peramalan Musiman
169	0.3305	0.6994
170	0.3291	-0.0685
171	0.3277	-0.3693
172	0.3263	-0.5206
173	0.3249	-0.1547
174	0.3235	0.4486
175	0.3221	0.7965
176	0.3207	-0.1085
177	0.3193	-0.2664
178	0.3179	-0.3014
179	0.3165	-0.3939
180	0.3151	0.2386

Setelah komponen tren dan musiman diramalkan, maka selanjutnya dilakukan peramalan komponen random dengan menggunakan metode ARIMA. Tahapan awal dalam pemodelan ARIMA adalah melakukan pengecekan stasioneritas.



Gambar 3.3. Plot ACF dan PACF pada Komponen Random

Berdasarkan Gambar 3.3, diketahui lag yang signifikan pada diagram ACF adalah lag 3, begitupun pada diagram PACF lag yang signifikan adalah lag 3, sehingga kemungkinan model ARIMA yang akan digunakan adalah ARIMA ([3],0,0) atau ARIMA (0,0,[3]).

Tabel 3.2. Hasil Pengujian Signifikansi Parameter

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	Standard Error	P-Value	AIC
([3],0,0)	ϕ_3	-0,23378	0,09125	0,0117	172,1842
(0,0,[3])	θ_3	0.25292	0,09013	0,0059	171,6973

Berdasarkan Tabel 3.2, diketahui bahwa semua parameter pada model ARIMA ([3],0,0) dan ARIMA (0,0,[3]) signifikan secara statistik pada taraf signifikansi $\alpha = 0,05$. Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian asumsi white noise pada residual kedua model ARIMA tersebut.

Tabel 3.3. Hasil Pengujian Asumsi White Noise

Model ARIMA	Uji White noise			
	Lag	Chi-Square	DF	P-value
([3],0,0)	6	3,36	5	0,6443
	12	6,51	11	0,8374
	18	13,36	17	0,7116
	24	16,39	23	0,8380
(0,0,[3])	6	2,90	5	0,7150
	12	5,76	11	0,8890
	18	12,11	17	0,7932
	24	15,03	23	0,8936

Berdasarkan Tabel 3.3, diketahui bahwa nilai p-value dari setiap lag pada kedua model lebih besar dari $\alpha = 0,05$, sehingga residual dari kedua model tersebut sudah memenuhi asumsi *white noise*. Model ARIMA (0,0,[3]) dianggap sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC yang lebih kecil daripada ARIMA ([3],0,0). Secara matematis, model ARIMA (0,0,[3]) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_t^* = a_t - 0,25292a_{t-3}$$

Hasil peramalan komponen random untuk 12 bulan ke depan dengan menggunakan model ARIMA (0,0,[3]) disajikan pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4. Hasil Peramalan Komponen Random

Periode	Peramalan Random
169	-0,0491
170	-0,0725
171	-0,1779
172	0,0008
173	0,0008
174	0,0008
175	0,0008
176	0,0008
177	0,0008
178	0,0008
179	0,0008
180	0,0008

Tahapan selanjutnya adalah menggabungkan hasil peramalan komponen tren, musiman, dan *random*. Penggabungan hasil peramalan disajikan pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5. Hasil Peramalan Dekomposisi-ARIMA pada Data Inflasi

Periode	Tren	Musiman	Random	Peramalan
169	0.3305	0.6994	-0,0491	0.9808
170	0.3291	-0.0685	-0,0725	0.1881
171	0.3277	-0.3693	-0,1779	-0.2195
172	0.3263	-0.5206	0,0008	-0.1935
173	0.3249	-0.1547	0,0008	0.1710
174	0.3235	0.4486	0,0008	0.7729
175	0.3221	0.7965	0,0008	1.1194
176	0.3207	-0.1085	0,0008	0.2130
177	0.3193	-0.2664	0,0008	0.0537
178	0.3179	-0.3014	0,0008	0.0173
179	0.3165	-0.3939	0,0008	-0.0766
180	0.3151	0.2386	0,0008	0.5545

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa model hibrida dekomposisi-ARIMA dapat digunakan untuk meramalkan data inflasi di Kota Makassar. Model ARIMA yang digunakan dalam model hibrida dekomposisi-ARIMA adalah ARIMA (0,0,[3]).

References

- Badan Pusat Statistik. (2018). Inflasi 2019 [Online]. Dikutip pada 7 Oktober 2020, dari <https://sulsel.bps.go.id/indicator/3/1/1/inflasi.html>.
- Heizer, J. Render, B. (2011). *Operations Management*. Global Edition. Tenth Edition. Pearson.
- Luo, H. Wang, D. Yue, C. Liu, Y. Guo, H. (2017). Research and application of a novel hybrid decomposition-ensemble learning paradigm with error correction for daily PM10 forecasting. *Atmospheric Research*, 201, 34-45.
- Makridakis, S. Wheelwright, S.C. Hyndman, R.J. (1997). *Forecasting Methods and Applications*. Wiley.
- Septia Tika. (2012). Penggunaan metode dekomposisi-ARIMA dalam meramalkan tingkat pengembalian saham pada emiten terpilih di bursa efek Indonesia periode 2003-2007.