
ANALISIS INFLASI DI INDONESIA: PEMODELAN ARIMA DAN IMPLIKASI KEBIJAKAN EKONOMI

Artanti Indrasetianingsih¹, Alfisyahrina Hapsery^{2*}, Rabiatul Adawiyah³, Saputri Dyah Pratiwi⁴

¹²³⁴ Universitas PGRI Adi Buana Surabaya

***e-mail** corresponding author: alfisyahrina@unipasby.ac.id

Abstract

One of the important indicators on a country's economy is inflation. Inflation is an increase in the price of goods and services in general and continuously over a certain period of time. Various studies have been conducted to predict inflation, both using conventional methods and those using artificial intelligence. This research uses the ARIMA method specifically to help the government in monitoring fiscal and monetary policies so that they are more responsive to the threat of inflation, such as interest rate adjustments or basic commodity price policies. The main objective of this study is to obtain a model that can be used to predict inflation in Indonesia with a high degree of accuracy. The results of the descriptive analysis show that the highest inflation in Indonesia occurred during the monetary crisis, namely in February 1998, which was 12.76, while the highest average inflation occurred in 1998 at 4.818. ARIMA modeling for inflation results in an ARIMA([1,3,5,8,48],0,0) model with an outlier x_{108} , the model satisfies the residual white noise assumption, but does not meet the normally distributed residual assumption. Based on the RMSE and MAPE values, the results show that the RMSE data out sample has a smaller RMSE value when compared to the in sample data, while the MAPE value is smaller in sample data when compared to the out sample data.

Keywords: ARIMA, Inflasi, Time Series, Outlier

1. PENDAHULUAN

Salah satu indikator penting pada perekonomian suatu negara adalah inflasi. Inflasi bisa di artikan dengan kenaikan harga barang dan jasa secara umum secara berkelanjutan dalam jangka waktu tertentu. Terdapat faktor yang mempengaruhi Inflasi diantaranya, daya beli masyarakat dan kestabilan ekonomi nasional. Berbagai faktor dapat mempengaruhi dinamika inflasi di Indonesia diantaranya harga komoditas global, kebijakan moneter, serta kondisi ekonomi domestik (Jamil, 2022). Penurunan inflasi yang stabil ternyata menjadi salah satu syarat untuk menuju pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan, dengan hal itu memberikan dampak peningkatan kesejahteraan yang dirasakan oleh masyarakat.

Pentingnya inflasi yang terkendali memberikan pertimbangan bahwa inflasi tinggi dan tidak stabil memberikan dampak negatif yang dirasakan masyarakat pada sisi ekonomi masyarakat yang tidak stabil. Diantaranya, pertama inflasi tinggi menyebabkan pendapatan dan standar hidup masyarakat terus merosot turun,

dampak tersebut tentu memperparah keadaan, terutama masyarakat skala bawah akan semakin bertambah. Kedua, ketidakstabilan inflasi memberikan ketidakpastian (uncertainty) dalam pengambilan keputusan terutama bagi pelaku ekonomi. Diperkuat dengan pengalaman empiris menunjukkan bahwa ketidakstabilan inflasi memberikan kesulitan dalam memberikan keputusan kepada masyarakat, khususnya dalam pertumbuhan ekonomi karena masyarakat mengalami kendala dalam pengeluaran kebutuhan hidup dan investasi. Ketiga, inflasi domestik yang lebih tinggi dibandingkan inflasi di negara terdekat memberikan dampak domestik riil tidak kompetitif, hal tersebut memberikan tekanan kepada nilai rupiah. Keempat, kestabilan harga memberikan peran penting dalam mendukung upaya menjaga kestabilan sistem keuangan (www.bi.go.id).

Prediksi inflasi yang akurat menjadi krusial bagi perencanaan kebijakan ekonomi suatu negara. Inflasi yang dinamis, dipengaruhi oleh beragam faktor ekonomi domestik dan global, menimbulkan tantangan tersendiri bagi peramalan yang presisi. Prediksi inflasi telah menjadi bidang penelitian yang penting dalam ekonomi makro, terutama di negara berkembang seperti Indonesia. Metode-metode konvensional seperti regresi linier, *autoregressive integrated moving average* (ARIMA), dan model *vector autoregression* (VAR) telah banyak digunakan untuk memprediksi inflasi. Berbagai penelitian telah dilakukan untuk memprediksi inflasi, dengan menggunakan berbagai metode baik konvensional maupun modern. Salah satu metode yang telah terbukti efektif dalam analisis data time series adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). ARIMA sering digunakan karena kemampuannya dalam menangkap pola data historis dan memberikan prediksi yang cukup akurat. Metode ini menjadi alat penting dalam membantu pemerintah dan otoritas moneter dalam merancang kebijakan fiskal dan moneter yang lebih responsif terhadap dinamika inflasi.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode ARIMA telah banyak digunakan dalam peramalan inflasi di berbagai daerah. Misalnya, penelitian yang dilakukan oleh Maliangkay (2018) mengenai peramalan inflasi di Kabupaten Sidoarjo menggunakan metode ARIMA, variasi kalender, dan intervensi, menunjukkan bahwa model intervensi memiliki hasil prediksi yang paling mendekati nilai aktual, dengan faktor kenaikan harga BBM yang lebih berpengaruh dibandingkan faktor lainnya. Selain itu, penelitian oleh Nathiq (2023) tentang peramalan inflasi di Kabupaten Belitung juga menggunakan metode ARIMA dan berhasil memberikan prediksi inflasi yang cukup akurat selama periode tertentu.

Dengan mempertimbangkan hasil dari penelitian sebelumnya, penelitian ini dilakukan untuk tujuan mengembangkan ARIMA model yang dapat digunakan untuk menggambarkan memprediksi inflasi di Indonesia, sehingga dapat memberikan kontribusi dalam penyusunan kebijakan ekonomi yang terarah dan lebih efektif dan

efisien dalam jangka panjang. Harapannya penelitian ini dapat memberikan wawasan baru dalam analisis peramalan inflasi dan memperkaya literatur mengenai penggunaan metode ARIMA dalam ekonomi makro.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Pengertian Peramalan

Peramalan, menurut Ishak (2010), merupakan langkah awal dalam proses pengambilan keputusan yang dimulai dengan identifikasi masalah yang akan dihadapi. Dalam hal ini, peramalan melibatkan estimasi terhadap suatu variabel, seperti tingkat permintaan produk pada periode mendatang. Sementara itu, Wei (2006) menjelaskan peramalan sebagai upaya memperkirakan kejadian di masa depan, yang didasarkan pada rangkaian observasi variabel tertentu yang dilakukan secara berurutan sesuai dengan waktu kejadian. Setiap observasi tersebut diwakili oleh variabel acak Z_t , yang diperoleh berdasarkan indeks waktu tertentu dalam rangkaian observasi.

Dalam peramalan yang akurat dan bermanfaat, terdapat dua faktor utama yang harus diperhatikan, yaitu pengumpulan data yang relevan dan pemilihan metode peramalan yang sesuai. Dengan memperhatikan kedua aspek ini, nilai akurasi peramalan dapat ditingkatkan secara signifikan. Dengan mempertimbangkan hasil dari penelitian sebelumnya, penelitian ini dilakukan untuk tujuan mengembangkan ARIMA model yang dapat digunakan untuk menggambarkan memprediksi inflasi di Indonesia, sehingga dapat memberikan kontribusi dalam penyusunan kebijakan ekonomi yang terarah dan lebih efektif dan efisien dalam jangka panjang. Harapannya penelitian ini dapat memberikan wawasan baru dalam analisis peramalan inflasi dan memperkaya literatur mengenai penggunaan metode ARIMA dalam ekonomi makro.

2.2 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Penelitian yang dilakukan oleh Makridakis, dkk. (1999), menghasilkan penggabungan beberapa jenis model *time series*. Penggabungan tersebut kemudian dikembangkan oleh Box Jenkins (ARIMA) diantaranya model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ARIMA (p,d,q) yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins memberikan penjelasan pada setiap istilah yang ada dengan orde p dari AR, orde d merupakan *differencing*, dan orde q dari MA. Bentuk persamaan model ARIMA adalah (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (1)$$

Persamaan diatas menunjukkan fungsi orde p dari AR yang telah stasioner:

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \quad (2)$$

Persamaan diatas menunjukkan fungsi dari orde q dari MA yang telah stasioner:

$$\theta_p(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_p B^p) \quad (3)$$

Sehingga menghasilkan bentuk fungsi persamaan model ARIMA musiman seperti dibawah ini :

$$\phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_q(B^s)a_t \quad (4)$$

Dimana ϕ_p adalah orde p pada koefisien komponen AR musiman, untuk ϕ_p yaitu orde p pada koefisien komponen AR. θ_q merupakan orde p pada koefisien komponen MA musiman. Sedangkan θ_q adalah orde p pada koefisien komponen MA.

Model ini dinotasikan dengan ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)^s yang mempunyai faktor musiman dalam pengamatan waktu ke-t. Metode estimasi yang digunakan adalah metode *least square (conditional least square)*. Menurut cryer (1986) memberikan kesimpulan bahwa metode ARIMA bekerja dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *error* (SSE). Misal model AR(1): $Z_t - \mu = \phi_1(Z_{t-1} - \mu) + at$, dan nilai SSEnya adalah:

$$SSE(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (5)$$

Kemudian diturunkan terhadap μ dan ϕ dan disama dengankan nol sehingga hasil diperoleh sebagai berikut. Untuk estimasi rata-rata adalah sebagai berikut:

$$\mu = \frac{\sum_{t=2}^n Z_t - \phi \sum_{t=2}^n Z_{t-1}}{(n-1)(1-\phi)} \quad (6)$$

Dan untuk estimasi parameternya adalah sebagai berikut:

$$\phi = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (7)$$

Pada model ARIMA Box-Jenkins dan $\hat{\phi}$ adalah nilai estimasi (taksiran) dari parameter tersebut, maka untuk mengetahui signifikansi parameter model dilakukan pengujian seperti berikut (Wei, 2006):

Hipotesis:

$H_0 : \phi = 0$ atau $\theta = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \phi \neq 0$ atau $\theta \neq 0$ (parameter signifikan)

Statistik uji :

$$t = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)} \text{ atau } t = \frac{\hat{\theta}_p}{SE(\hat{\theta}_p)} \quad (8)$$

Daerah tertolak :

Tolak H_0 jika $|t| > t_{(\frac{\alpha}{2}), n-p}$ atau $p - value < \alpha$

Dengan n adalah banyaknya observasi dimana p adalah jumlah parameter yang diduga.

3. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data

Data dalam penelitian ini didapatkan dari Sumber data yang terdapat dalam website BPS, yaitu data inflasi di Indonesia sejak tahun 1990 pada bulan Januari hingga

Oktober 2024. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini diinisialkan dengan simbol Y_t . Dimana Indeks dari urutan waktu kejadian dilambangkan dengan t , dan dimulai dari 1 hingga 408. Data penelitian tersebut akan dibagi menjadi dua, yaitu data *in sampel* dan *out sampel*. Data tingkat inflasi dianalisis untuk menentukan prediksi nilai Inflasi dan analisisnya dengan pendekatan *ARIMA*.

2.2 Langkah - Langkah Analisis

Langkah analisis dalam prediksi dinamika inflasi adalah

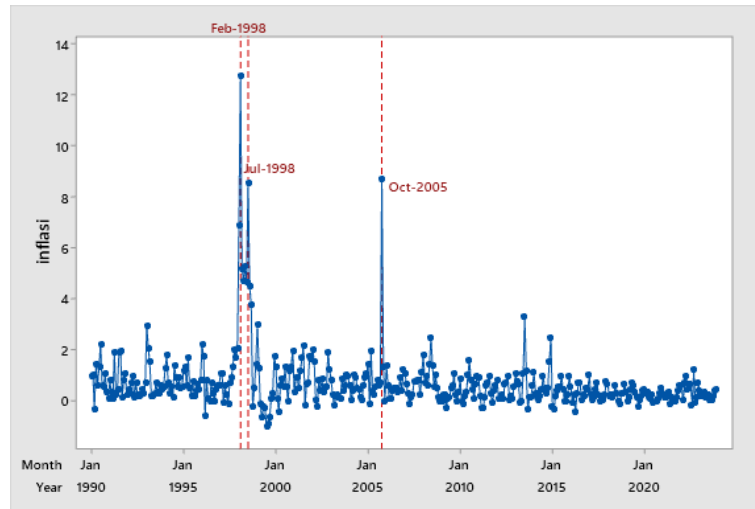
1. Mendeskripsikan karakteristik data Inflasi di Indonesia
2. Melakukan *preprocessing* data dengan melihat apakah terdapat data yang hilang.
3. Melakukan pengamatan dan prediksi menggunakan metode *ARIMA* sebagai dasar pemodelan dengan langkah sebagai berikut.
 - a. Melakukan identifikasi untuk melihat data sudah stasioner dalam mean dan varians atau belum.
 - b. Melakukan identifikasi order AR dan MA berdasarkan plot ACF dan PACF.
 - c. Melakukan estimasi parameter pada *ARIMA*.
 - d. Melakukan pemeriksaan diagnostik pada residual. Residual memenuhi asumsi *white noise* dan distribusi normal atau belum.
 - e. Pemilihan model terbaik *ARIMA* dari data Inflasi
 - f. Melakukan peramalan parameter Inflasi di Indonesia menggunakan *ARIMA*.
4. Memvisualisasikan hasil ramalan dengan data actual.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Deskriptif

Inflasi deskriptif bulanan Indonesia mulai Januari 1990 sampai dengan Desember 2023 dapat diketahui dari plot time series dan tabel deskriptifnya. Berdasarkan plot time series data Inflasi Indonesia pada Gambar 1. Gambar 1 menunjukkan bahwa inflasi bulanan Indonesia mencapai angka tertinggi pada tahun 1998, yaitu saat terjadi krisis moneter di Indonesia. Angka inflasi tertinggi tersebut tepatnya terjadi pada bulan Februari 1998 dengan angka di atas 12. Inflasi tertinggi kedua pada bulan Juli 1998 dan inflasi tertinggi ketiga di bulan Oktober 2005. Pada bulan Oktober 2005 terjadi peristiwa pengeboman di Bali.

Berdasarkan Gambar 1 dapat diketahui bahwa rata-rata inflasi tertinggi per bulan terjadi pada bulan Januari dan median inflasi tertinggi juga terjadi pada bulan Januari. Rata-rata inflasi per bulan terendah terjadi pada bulan September, yaitu sebesar 0,391.



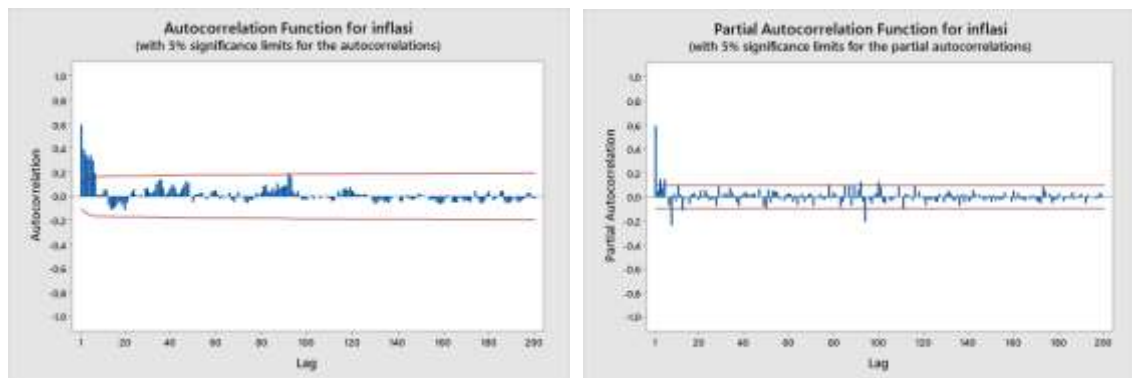
Gambar 1. Plot time series inflasi

Angka inflasi per bulan tertinggi sebesar 12,76 terjadi pada bulan Februari, sedangkan angka terendahnya sebesar -1,050 yang terjadi pada bulan Juli. Varians inflasi per bulan tertinggi terjadi pada bulan Februari, yaitu sebesar 4,796, sedangkan varians inflasi per bulan terendah sebesar 0,278 terjadi pada bulan November. Berdasarkan Tabel 2, maka dapat diketahui untuk rata-rata inflasi tertinggi per tahun terjadi pada tahun 1998, yaitu sebesar 4,818, sedangkan rata-rata inflasi terendah per tahun terjadi pada tahun 2021 saat pandemi Covid 19, yaitu sebesar 0,155. Varians inflasi per tahun tertinggi terjadi pada tahun 1998, yaitu sebesar 12,654, sedangkan untuk varians inflasi per tahun terendah terjadi pada tahun 2023, yaitu sebesar 0,019.

Sebaran pada grafik inflasi dari tahun 1990 hingga 2023 menunjukkan beberapa lonjakan signifikan yang berkaitan erat dengan kebijakan ekonomi dan kondisi global. Lonjakan tertinggi terlihat pada Februari dan Juli 1998, yang dipicu oleh krisis moneter Asia, menyebabkan pelemahan tajam rupiah dan kenaikan harga barang. Pemerintah merespons dengan paket reformasi IMF, restrukturisasi utang, dan stabilisasi makroekonomi. Pada Oktober 2005, inflasi kembali melonjak akibat kenaikan harga BBM yang drastis untuk mengurangi beban subsidi, diimbangi dengan program Bantuan Langsung Tunai (BLT) bagi masyarakat miskin. Setelah 2010, inflasi cenderung stabil, mencerminkan keberhasilan Bank Indonesia dalam menerapkan kebijakan targeting inflasi serta penguatan sektor pangan dan energi. Pada masa pandemi COVID-19, inflasi sempat melambat karena penurunan permintaan, namun kembali meningkat pada 2022 seiring pemulihan ekonomi global dan naiknya harga komoditas. Pemerintah merespons dengan subsidi energi dan pengendalian harga pangan untuk menjaga stabilitas ekonomi dan daya beli masyarakat.

4.2 ARIMA

Pemodelan pertama yang dilakukan untuk memprediksi angka inflasi Indonesia adalah dengan menggunakan metode ARIMA. Berdasarkan plot time series inflasi per bulan Indonesia bisa dilihat pada Gambar 1 menunjukkan bahwa data sudah stasioner dalam mean, karena data sudah berfluktuasi di sekitar nilai rata-ratanya. Jika dilakukan uji Augmented Dickey Fuller diperoleh hasil $p\text{-value} = 0,01$, karena $p\text{-value} < \alpha = 5\%$, maka menunjukkan bahwa data inflasi sudah stasioner dalam mean. Oleh karena itu selanjutnya dilakukan pendugaan model ARIMA sementara berdasarkan plot ACF dan plot PACF. Gambar 2 menunjukkan plot ACF dan PACF.



Gambar 2. Plot ACF (a), Plot PACF(b)

Gambar 2(a) dapat diketahui bahwa plot ACF menunjukkan pola yang menurun secara eksponensial dan signifikan pada lag 92, sedangkan Gambar 2(b) menunjukkan bahwa nilai PACF yang signifikan pada lag 1,3,5,8,13,92,94, dan 100. Oleh karena itu diduga model ARIMA nya adalah ARIMA(1,0,1) dan ARIMA([1,3,5,8,13,92,94,100],0,0). Setelah dilakukan beberapa kali pendugaan model ARIMA, maka diperoleh hasil seperti pada Tabel 3.

Tabel 1. Estimasi parameter dugaan Model ARIMA

Model	Parameter	Koefisien	P-Value	Keterangan
ARIMA(1,0,1)	ϕ_1	0,8733	0,0001	signifikan
	θ_1	0,3935	0,0001	signifikan
ARIMA([1,3,5,8,48],0,0)	ϕ_1	0,5353	0,0001	signifikan
	ϕ_3	0,1593	0,0003	signifikan
	ϕ_5	0,2239	0,0001	signifikan
	ϕ_8	-0,1737	0,0001	signifikan
	ϕ_{48}	0,0362	0,0202	signifikan

Tabel 1 menjelaskan bahwa baik model ARIMA(1,0,1) maupun ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) semuanya menghasilkan estimasi parameter yang signifikan, karena semua nilai $p\text{-value}$ nya $< \alpha = 5\%$.

Tabel 2. Uji Residual White Noise dengan Ljung Box

Model	lag	6	12	24	36	48	Keterangan
ARIMA(1,0,0)	<i>p-value</i>	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	Tidak <i>white noise</i>
ARIMA([1,3,5,8,48],0,0)	<i>p-value</i>	0,250	0,134	0,267	0,207	0,202	<i>White noise</i>

Tabel 2 menunjukkan bahwa model ARIMA (1,0,1) tidak memenuhi asumsi residual *white noise*, karena berdasarkan uji *Ljung Box* menghasilkan nilai $p\text{-value} < \alpha = 5\%$ pada semua lag. Sedangkan pada model ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) memenuhi asumsi residual *white noise*, karena pada semua lag nilai $p\text{-value}$ nya $> \alpha = 5\%$.

Tabel 3. Uji Residual Berdistribusi Normal dengan Kolmogorov Smirnov

Model	P-Value	Keterangan
ARIMA(1,0,0)	0,01	Tidak berdistribusi normal
ARIMA([1,3,5,8,13],0,0)	0,01	Tidak berdistribusi normal

Tabel 3, maka dapat diketahui bahwa baik model ARIMA (1,0,1) maupun ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) tidak memenuhi residual berdistribusi normal, karena mempunyai $p\text{-value} < \alpha = 5\%$.

Langkah berikutnya adalah mendeteksi adanya *outlier* pada model ARIMA([1,3,5,8,48],0,0), karena residualnya tidak berdistribusi normal, diduga dikarenakan adanya *outlier*.

Tabel 4. Hasil Deteksi *Outlier*

Obs	Type	p-value	Obs	Type	p-value
200	Additive	0,0001	107	Additive	0,0001
108	Additive	0,0001	116	Additive	0,0001
113	Additive	0,0001	293	Additive	0,0001

Hasil pendeteksian *outlier* dapat dilihat pada Tabel 4. Pemodelan ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) dengan menambah enam *outlier* seperti pada Tabel 4 diperoleh hasil bahwa hanya ada satu *outlier*, yaitu x_{108} yang signifikan karena mempunyai $p\text{-value} = 0,0817 < \alpha = 10\%$. Waktu $t = 108$ adalah bulan Desember 1998, saat itu masih dalam periode krisis moneter di Indonesia. *Outlier* yang lain tidak signifikan karena mempunyai $p\text{-value} > \alpha = 10\%$. Hasil estimasi parameter model ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) dengan *outlier* x_{108} dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Estimasi parameter Model ARIMA([1,3,5,8,48],0,0) dengan outlier x_{108}

Model	Parameter	Koefisien	P-Value	Keterangan
ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0)	ϕ_1	0,5301	0,0001	signifikan
	ϕ_3	0,1654	0,0002	signifikan
	ϕ_5	0,2373	0,0001	signifikan
	ϕ_8	-0,1807	0,0001	signifikan
	ϕ_{48}	0,0360	0,0239	signifikan
	ω_{108}	0,7892	0,0903	signifikan

Tabel 5 menunjukkan bahwa semua parameter model ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) dengan outlier x_{108} signifikan pada $\alpha = 10\%$. Pengujian residual *white noise* pada Tabel 6 menunjukkan bahwa asumsi residual *white noise* sudah terpenuhi karena pada semua lag mempunyai p-value $> \alpha = 5\%$.

Tabel 6. Uji Ljung Box model ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) dengan outlier x_{108}

Model	lag	6	12	24	36	48	Keterangan
ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) dengan outlier x_{108}	p-value	0,183	0,161	0,284	0,183	0,147	White noise

Hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal pada Tabel 7 menunjukkan bahwa residual tidak berdistribusi normal karena mempunyai p-value $< \alpha = 5\%$.

Tabel 7. Uji Residual Berdistribusi Normal dengan *Kolmogorov-Smirnov* model ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) dengan outlier x_{108}

Model	p-value	keterangan
ARIMA ([1,3,5,8,13],0,0) dengan outlier x_{108}	0,01	Tidak berdistribusi normal

Nilai aktual dan hasil peramalan inflasi Indonesia bulan Januari s.d Oktober 2024 menggunakan model ARIMA ([1,3,5,8,48],0,0) dengan outlier x_{108} dapat dilihat pada Tabel 10. Nilai RMSE dan MAPE model ARIMA([1,3,5,8,48],0,0) dengan outlier x_{108} untuk data in sample dan data out sample dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 8. Nilai RMSE dan MAPE model ARIMA([1,3,5,8,48],0,0) dengan outlier x_{108}

Data	RMSE	MAPE
<i>In sample</i>	0,8248	2,204
<i>Out sample</i>	0,2247	2,746

Tabel 8 dapat diketahui bahwa nilai RMSE untuk data out sample (0,2247) lebih kecil dibandingkan dengan data *in sample*, sedangkan nilai MAPE untuk data in sample (2,204) lebih kecil jika dibandingkan dengan data *out sample*.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil analisis deskriptif menunjukkan bahwa inflasi Indonesia tertinggi terjadi pada saat krisis moneter, yaitu pada bulan Februari 1998, yaitu sebesar 12,76, sedangkan rata-rata inflasi tertinggi terjadi pada tahun 1998 sebesar 4,818. Pemodelan ARIMA untuk inflasi menghasilkan model ARIMA([1,3,5,8,48],0,0) dengan *outlier*, model tersebut memenuhi asumsi residual *white noise*, tetapi tidak memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Berdasarkan nilai RMSE dan MAPE menunjukkan hasil bahwa RMSE data out sample mempunyai nilai RMSE lebih kecil jika dibandingkan data in sample, sedangkan untuk nilai MAPE lebih kecil data *in sample* jika dibandingkan dengan data *out sample*.

Saran yang dapat disampaikan untuk penelitian berikutnya adalah menggunakan metode peramalan lain seperti *Neural Network* (NN) dan LSTM (*Long Short Term Memory*), karena dengan menggunakan metode ARIMA kurang sesuai jika digunakan pada data yang memiliki pola non linier. Metode NN dapat menangkap pola data yang *non linier*. LSTM dapat digunakan untuk data *time series* dengan pola *nonlinier* dan hubungan jangka panjang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Azzouni, A., & Pujolle, G. (2017). A long-short term memory recurrent neural network framework for network traffic matrix prediction. *arXiv preprint arXiv:1705.05690*.
- [3] Bank Indonesia. (2023). Laporan Inflasi Indonesia 2023. Bank Indonesia. <https://www.bi.go.id/>
- [4] Badan Pusat Statistik. (2023). Inflasi Kota Jakarta dan Nasional, 1990-2023. Badan Pusat Statistik. <https://www.bps.go.id/>
- [5] Fahira, & Prianto, C. (2023). Prediksi pola kedatangan turis mancanegara dan menganalisis ulasan Tripadvisor dengan LSTM dan LDA. *Jurnal Tekno Insentif*, 17(2), 69-83. <https://doi.org/10.36787/jti.v17i2.1096>
- [6] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
- [7] Jamil, H. (2022). *Inflation forecasting using hybrid ARIMA-LSTM model* [Thesis, Master of Science, Department of Computational Sciences, Laurentian University/Université Laurentienne].
- [8] Karno, A. S. B. (2020). Analisis data time series menggunakan LSTM (Long Short Term Memory) dan ARIMA (Autocorrelation Integrated Moving Average) dalam bahasa Python. *Jurnal Sistem Informasi*, 17(2), 69-83. ISSN 2085-4579.
- [9] Lim, B., & Zohren, S. (2021). Time-series forecasting with deep learning: A survey. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 379(2194), Article 20200209. <https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0209>
- [10] Manullang, J., Santoso, A. J., & Emanuel, A. W. R. (2020). Prediksi kunjungan wisatawan Taman Nasional Gunung Merbabu dengan time series forecasting dan LSTM. *Jurnal Buana Informatika*, 11(2), 132-140.

- [11] Maliangkay, N. C. (2018). Penggunaan Metode ARIMA, Variasi Kalender, dan Intervensi untuk Meramalkan Inflasi Kabupaten Sidoarjo. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- [12] Nathiq, M. M. A. (2023). Forecasting Tingkat Inflasi di Kabupaten Belitung dengan Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.
- [13] Prabowo, H. (2019). *Peramalan kualitas udara di Kota Surabaya untuk menentukan kategori indeks standar pencemar udara* [Tugas Akhir, Program Studi Sarjana, Departemen Statistika, Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya].
- [14] Sumarjaya, I. M., & Susilawati, N. L. P. (2023). Peramalan tingkat inflasi bulanan di Denpasar dengan menggunakan LSTM. *Jurnal Ekonomi dan Bisnis Indonesia*, 28(3), 123-134.