

PREDIKSI PERGERAKAN INFLASI DI INDONESIA DENGAN METODE ARIMA: PENDEKATAN TIME SERIES

Muhamad Mahfid Ahnan¹, Andik Setiawan², Wildan Setiawan³, Moh. Aminulloh⁴, Achmad Budi Susetyo⁵

Ekonomi Syariah, Fakultas Keislaman, Universitas Trunojoyo Madura

220721100154@student.trunojoyo.ac.id¹ 220721100166@student.trunojoyo.ac.id²

220721100226@student.trunojoyo.ac.id³ 220721100150@student.trunojoyo.ac.id⁴

achmad.susetyo@trunojoyo.ac.id⁵

Abstract

This study aims to predict inflation movements in Indonesia by utilizing the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method in a time series analysis approach. Monthly inflation data from January 2020 to October 2025 was used as the empirical basis. The analysis began with a stationarity test using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test, which confirmed that the inflation data at the level was non-stationary (ADF statistic: -2.254; critical value 5%: -2.906). Transformation was performed through first differencing (D(INFLATION)) to achieve stationarity. Identification of patterns through autocorrelation and partial autocorrelation correlograms indicated the existence of time dependence and possible seasonal components. The initial model estimated was ARMA(1,1) on stationary data, with a significant AR(1) coefficient of 0.775 and MA(1) of -0.645. However, further diagnostic evaluation revealed weaknesses in the model, as indicated by a low R-squared value (0.042) and significant autocorrelation in the residuals at lags 3, 12, 15, and 24, suggesting that the model did not fully capture the data pattern, particularly the annual seasonal pattern. Nevertheless, the model stability test confirmed that the inverse of the AR and MA polynomial roots were within the unit circle, fulfilling the conditions of stationarity and invertibility. Based on these findings, the study concluded that a simple non-seasonal ARIMA model was not sufficient to accurately predict Indonesian inflation. For more reliable predictions, the main recommendation is to develop a Seasonal ARIMA (SARIMA) model that explicitly includes seasonal components, such as at lag 12, to capture the annual cycle in inflation data. The implications of this study provide methodological guidance in selecting the appropriate time series model specification for forecasting complex and dynamic macroeconomic variables such as inflation.

Keywords: *Inflation, ARIMA, Time Series.*

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi pergerakan inflasi di Indonesia dengan memanfaatkan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam pendekatan analisis deret waktu. Data inflasi bulanan dari periode Januari 2020 hingga Oktober 2025 digunakan sebagai basis empiris. Tahapan analisis dimulai dengan pengujian stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test, yang mengonfirmasi bahwa data inflasi dalam level bersifat non-stasioner (statistik ADF: -2.254; nilai kritis 5%: -2.906). Transformasi dilakukan melalui differencing pertama (D(INFLASI)) untuk mencapai stasioneritas. Identifikasi pola melalui korelogram

Article history

Received: Desember 2025

Reviewed: Desember 2025

Published: Desember 2025

Plagiarism checker no 80

Doi : prefix doi :

[10.8734/musytari.v1i2.365](https://doi.org/10.8734/musytari.v1i2.365)

Copyright : author

Publish by : musytari



This work is licensed under a [creative commons attribution-noncommercial 4.0 international license](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

autokorelasi dan parsial autokorelasi mengindikasikan adanya ketergantungan waktu dan kemungkinan komponen musiman. Model awal yang diestimasi adalah ARMA(1,1) pada data stasioner, dengan koefisien AR(1) signifikan sebesar 0.775 dan MA(1) sebesar -0.645. Namun, evaluasi diagnostik lebih lanjut mengungkapkan kelemahan model, ditunjukkan oleh nilai R-squared yang rendah (0.042) dan adanya autokorelasi signifikan pada residual pada lag 3, 12, 15, dan 24, yang mengisyaratkan model belum sepenuhnya menangkap pola data, khususnya pola musiman tahunan. Meskipun demikian, uji stabilitas model mengonfirmasi bahwa invers akar polinomial AR dan MA berada di dalam lingkaran unit, memenuhi syarat stasioneritas dan invertibilitas. Berdasarkan temuan ini, penelitian menyimpulkan bahwa model ARIMA non-musiman sederhana belum memadai untuk memprediksi inflasi Indonesia secara akurat. Untuk prediksi yang lebih andal, rekomendasi utama adalah pengembangan model Seasonal ARIMA (SARIMA) yang secara eksplisit memasukkan komponen musiman, seperti pada lag 12, guna menangkap siklus tahunan dalam data inflasi. Implikasi studi ini memberikan panduan metodologis dalam pemilihan spesifikasi model time series yang tepat untuk peramalan variabel makroekonomi yang kompleks dan bersifat dinamis seperti inflasi.

Kata Kunci: *Inflasi, ARIMA, Deret Waktu.*

1. Pendahuluan

Inflasi merupakan salah satu indikator makroekonomi paling krusial yang tidak hanya mencerminkan stabilitas harga suatu negara, tetapi juga berdampak langsung pada daya beli masyarakat, nilai tukar mata uang, suku bunga, dan pertumbuhan ekonomi secara keseluruhan. Sebagai negara berkembang dengan dinamika ekonomi yang kompleks, Indonesia kerap menghadapi tantangan dalam mengendalikan laju inflasi. Berdasarkan Badan Pusat Statistik (2024), inflasi Indonesia dalam dekade terakhir menunjukkan volatilitas yang signifikan, dengan rata-rata inflasi tahunan periode 2014-2023 sebesar 3,8% dan standar deviasi 1,6%. Fluktuasi ini dipengaruhi oleh beragam faktor, baik dari dalam negeri seperti guncangan pasokan pangan dan kebijakan fiskal, maupun dari luar negeri seperti volatilitas harga komoditas global dan aliran modal asing.

Pemahaman yang mendalam dan kemampuan untuk memprediksi pergerakan inflasi menjadi prasyarat mutlak bagi otoritas kebijakan, seperti Bank Indonesia, (2023), dalam merumuskan strategi strategi moneter yang efektif. Data Bank Indonesia menunjukkan bahwa selama periode 2019-2023, inflasi inti (core inflation) berkontribusi rata-rata sebesar 55% terhadap total inflasi, sementara inflasi volatile food menyumbang sekitar 30% dan administered prices sekitar 15%. Komposisi ini mengindikasikan kerentanan inflasi Indonesia terhadap faktor-faktor non-moneter, sekaligus memperkuat urgensi pemodelan yang akurat.

Secara konseptual, inflasi di Indonesia memiliki karakteristik yang unik dan bersifat time series atau data runtun waktu. Analisis data bulanan BPS periode Januari 2018 hingga Desember 2023 menunjukkan adanya pola musiman yang konsisten, dengan puncak inflasi cenderung terjadi pada bulan-bulan tertentu seperti Juni dan Desember, dengan deviasi rata-rata 0,4% dari tren dasar. Karakteristik ini menyiratkan bahwa nilai inflasi pada periode tertentu sering kali bergantung pada nilainya di periode-periode sebelumnya, sebuah fenomena yang dikenal sebagai autokorelasi. Uji statistik terhadap data inflasi Indonesia menunjukkan koefisien

autokorelasi pada lag-1 sebesar 0,78 dan pada lag-2 sebesar 0,65, mengindikasikan ketergantungan temporal yang kuat.

Salah satu metode time series yang paling populer dan telah teruji secara luas dalam bidang ekonomi adalah ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Metode yang diperkenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970-an ini menawarkan kerangka kerja yang sistematis untuk memodelkan berbagai jenis pola data runtun waktu. Kekuatan utama ARIMA terletak pada kemampuannya menggabungkan tiga komponen utama. Berdasarkan studi Siregar & Pramono, (2018), penerapan ARIMA pada data inflasi Indonesia periode 2005-2017 berhasil mencapai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 8,3% untuk inflasi headline dan 6,2% untuk inflasi inti. Aplikasi metode ARIMA untuk memprediksi inflasi di Indonesia terus berkembang seiring dengan ketersediaan data terbaru. Penelitian Setyawan, (2020) berhasil memodelkan inflasi Indonesia periode 2001-2019 dengan model ARIMA(1,1,1) dan menghasilkan akurasi forecast dengan root mean square error (RMSE) sebesar 0,23. Temuan ini konsisten dengan penelitian Nuryadin, (2021) yang menganalisis inflasi kuartalan Indonesia periode 2008-2020 dan menemukan bahwa model ARIMA(2,1,0) memberikan performa terbaik dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) -142.35.

Namun, penerapan ARIMA tidak lepas dari tantangan. Data BPS menunjukkan bahwa selama periode 2010-2023, terjadi setidaknya tiga kali structural break dalam pola inflasi Indonesia, yaitu pada tahun 2014 (kenaikan harga BBM bersubsidi), 2015 (el nino kuat), dan 2022 (pasca pandemi COVID-19), dimana inflasi mengalami lonjakan masing-masing sebesar 8,4%, 6,4%, dan 5,5%. Kondisi ini mengganggu pola historis dan menantang keakuratan model ARIMA yang dibangun berdasarkan data masa lalu.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi pergerakan inflasi di Indonesia dengan menggunakan pendekatan time series metode ARIMA periode Januari 2010 hingga Desember 2023. Secara spesifik, studi ini akan menganalisis karakteristik statistik inflasi Indonesia, mengidentifikasi pola stasioneritas melalui uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), membangun model ARIMA yang optimal berdasarkan kriteria AIC dan SIC, serta memvalidasi keakuratan model tersebut dengan menghitung MAPE, RMSE, dan Mean Absolute Error (MAE). Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi empiris yang bernilai bagi para pembuat kebijakan dalam menyusun langkah-langkah antisipatif untuk menjaga stabilitas perekonomian nasional.

2. Tinjauan Pustaka

Inflasi

Inflasi merupakan fenomena makroekonomi yang ditandai oleh peningkatan harga barang dan jasa secara umum dan terus menerus dalam suatu periode waktu. Secara konseptual, inflasi tidak sekadar naiknya harga satu atau dua komoditas, tetapi peningkatan tingkat harga agregat yang memengaruhi daya beli masyarakat secara luas. Bank Indonesia mendefinisikan inflasi sebagai kecenderungan naiknya harga-harga secara umum dan bersifat terus-menerus yang disebabkan oleh tidak seimbangnya arus barang dan jasa dengan jumlah uang yang beredar (Bank Indonesia, 2023).¹

Dalam literatur ekonomi klasik, inflasi sering dikaitkan dengan teori kuantitas uang (*Quantity Theory of Money*) yang dirumuskan oleh Irving Fisher melalui persamaan $MV = PT$, yang menyatakan bahwa inflasi berkaitan erat dengan pertumbuhan jumlah uang beredar (Fisher, 1911).² Perspektif Keynesian berbeda: inflasi dianggap sebagai bagian dari ketidakseimbangan antara permintaan agregat dan penawaran agregat. Ketika permintaan agregat meningkat lebih cepat daripada kapasitas produksi, maka *demand-pull inflation* terjadi (Keynes, 1936).³

Sementara itu, *cost-push inflation* terjadi ketika biaya produksi meningkat—misalnya akibat kenaikan harga energi, upah minimum, atau nilai tukar—sehingga produsen menaikkan harga

jual. Di negara berkembang seperti Indonesia, inflasi juga sangat dipengaruhi oleh faktor struktural seperti distribusi barang, pengaruh musiman (panen dan cuaca), serta komoditas pangan strategis. Hal ini sesuai dengan pandangan strukturalis yang menyatakan bahwa inflasi dipengaruhi oleh karakteristik struktural perekonomian, termasuk distribusi, infrastruktur, dan ketergantungan pada impor (Sitorus, 2020).⁴

Secara metodologis, inflasi diukur menggunakan Indeks Harga Konsumen (IHK) yang disusun oleh Badan Pusat Statistik (BPS). IHK mencerminkan perubahan harga dari paket barang dan jasa yang dikonsumsi rumah tangga. Karena sifatnya sebagai data berkala (bulanan), inflasi merupakan variabel yang sesuai untuk dianalisis menggunakan pendekatan data runtut waktu (time series) seperti ARIMA.

Model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), yang diperkenalkan oleh Box dan Jenkins (1976), merupakan salah satu model statistik paling populer untuk peramalan time series, terutama ketika data menunjukkan pola yang bersifat non-stasioner.⁵ ARIMA memadukan tiga komponen utama adalah Autoregressive (AR) - Komponen yang menyatakan bahwa nilai variabel pada periode sekarang dipengaruhi oleh nilai variabel itu sendiri pada beberapa periode sebelumnya. AR orde p diberi notasi AR(p). Integrated (I) - Komponen yang menghilangkan ketidakstasioneran melalui proses differencing. Orde differencing dilambangkan d . Moving Average (MA) - Komponen yang merepresentasikan hubungan antara nilai variabel saat ini dengan residual (kesalahan) pada periode-periode sebelumnya. MA orde q dinotasikan MA(q).

Secara umum, model ARIMA dituliskan sebagai ARIMA(p, d, q). Prosedur Box-Jenkins terdiri dari empat langkah utama adalah Identifikasi model, meliputi uji stasioneritas (ADF test) dan pemeriksaan pola ACF-PACF. Estimasi parameter p, d, q . Diagnostik residual untuk memastikan error bersifat white noise. Peramalan (forecasting).

Model ARIMA banyak digunakan dalam kajian ekonomi karena sifatnya yang fleksibel dalam menangani ketidakstasioneran dan karena kemampuannya menghasilkan prediksi jangka pendek dengan akurasi tinggi. Gujarati dan Porter (2009) menyebut ARIMA sebagai model yang paling efektif untuk memprediksi variabel makro yang cenderung fluktuatif dan memiliki pola historis yang kuat, seperti inflasi, suku bunga, dan kurs.⁶

Penelitian terdahulu membuktikan efektivitas ARIMA dalam memprediksi inflasi di Indonesia. Misalnya, Yuliana & Sari (2021) menemukan bahwa ARIMA(1,1,1) mampu memberikan *forecasting* inflasi dengan error terkecil pada data bulanan BPS.⁷ Hal ini menunjukkan bahwa pola inflasi Indonesia cenderung dipengaruhi oleh nilai masa lalu serta karakteristik residu historis, sejalan dengan prinsip ARIMA.

Pendekatan Time Series

Pendekatan time series adalah metode analisis statistik terhadap data yang dicatat secara berurutan dalam interval waktu tertentu (harian, bulanan, triwulanan, tahunan). Tujuan utama analisis time series adalah memahami struktur, pola historis, dan komponen yang memengaruhi perilaku suatu variabel ekonomi, seperti trend, musiman, siklus, dan fluktuasi acak (Chatfield, 2003).⁸

Dalam analisis time series, terdapat empat komponen adalah Trend (T) - Pola jangka panjang yang menunjukkan arah pergerakan data (naik, turun, atau stagnan). Seasonality (S) - Pola berulang dalam periode tetap, misalnya fluktuasi harga pangan menjelang hari besar keagamaan di Indonesia. Cyclical (C) - Pola jangka panjang terkait siklus ekonomi, misalnya boom-recession. Irregular (I) - Komponen yang bersifat random dan tidak dapat diprediksi.

Pendekatan time series relevan digunakan dalam penelitian tentang inflasi Indonesia karena inflasi menunjukkan karakteristik musiman (misalnya saat Ramadan dan akhir tahun),

dipengaruhi oleh siklus ekonomi, serta memiliki trend jangka panjang yang berkaitan dengan stabilitas makroekonomi.

Time series juga menawarkan berbagai teknik diagnostik penting seperti uji kointegrasi, uji akar unit, dekomposisi time series, serta analisis struktural seperti VAR, VECM, hingga ARIMA. Namun, ketika tujuan utama penelitian adalah peramalan jangka pendek, ARIMA menjadi pilihan utama karena tidak memerlukan variabel independen lain dan hanya mengandalkan dinamika historis variabel itu sendiri.

Pendekatan time series juga mengasumsikan bahwa pola historis berulang di masa depan. Karakteristik ini cocok untuk memprediksi inflasi Indonesia, yang dipengaruhi oleh pola musiman dan kecenderungan struktural yang cukup konsisten dari waktu ke waktu.

3. Metodologi Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan analisis deret waktu (*time series analysis*) yang bertujuan untuk memprediksi pergerakan inflasi di Indonesia menggunakan model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Pendekatan ini dipilih karena inflasi sebagai variabel makroekonomi memiliki sifat dinamis, berurutan dalam waktu, dan sangat dipengaruhi oleh nilai inflasi pada periode sebelumnya. Oleh sebab itu, analisis time series dipandang paling tepat untuk mengidentifikasi pola historis, struktur dinamika, dan arah pergerakan inflasi berdasarkan data masa lalu.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa data inflasi bulanan Indonesia berdasarkan Indeks Harga Konsumen (IHK). Data ini diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan publikasi pendukung dari Bank Indonesia (BI). Penelitian memanfaatkan data deret waktu dengan periode panjang, misalnya dari Januari 2010 hingga Desember 2024, guna memastikan kestabilan model ARIMA yang membutuhkan observasi historis memadai. Pengumpulan data dilakukan melalui teknik dokumentasi dengan mengakses data resmi dari website BPS serta studi literatur dari buku, jurnal, dan laporan ekonomi terkait konsep inflasi, time series, dan model ARIMA.

Metode analisis dilakukan melalui tahapan prosedur Box-Jenkins yang terdiri dari identifikasi, estimasi, diagnostik, dan peramalan. Langkah pertama adalah mengevaluasi karakteristik data inflasi melalui grafik time series dan statistik deskriptif untuk mengetahui adanya trend, musiman, atau fluktuasi acak. Tahap berikutnya adalah melakukan uji stasioneritas menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF). Stasioneritas merupakan syarat utama dalam membangun model ARIMA, sehingga jika data inflasi tidak stasioner, maka dilakukan proses *differencing* sampai data menunjukkan mean dan varians yang stabil.

Setelah data dinyatakan stasioner, identifikasi model dilakukan dengan menganalisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan dugaan awal kombinasi parameter AR (p), I (d), dan MA (q). Beberapa model kandidat ARIMA kemudian diestimasi menggunakan teknik Maximum Likelihood Estimation (MLE). Pemilihan model terbaik dilakukan dengan mempertimbangkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC) terkecil, yang menunjukkan bahwa model tersebut paling efisien dalam menjelaskan struktur data tanpa overfitting.

Model ARIMA terpilih kemudian diuji melalui tahap diagnostik residual menggunakan uji Ljung-Box untuk memastikan tidak adanya autokorelasi residual serta uji normalitas residual seperti Jarque-Bera Test. Model dinyatakan valid apabila residual bersifat white noise, yaitu acak, tidak berkorelasi, dan menyebar normal. Setelah model terverifikasi sebagai model terbaik, proses peramalan (*forecasting*) dilakukan untuk memprediksi pergerakan inflasi beberapa periode ke depan, misalnya tiga, enam, atau dua belas bulan. Kinerja model peramalan dievaluasi menggunakan indikator error seperti RMSE (Root Mean Squared Error), MAE (Mean

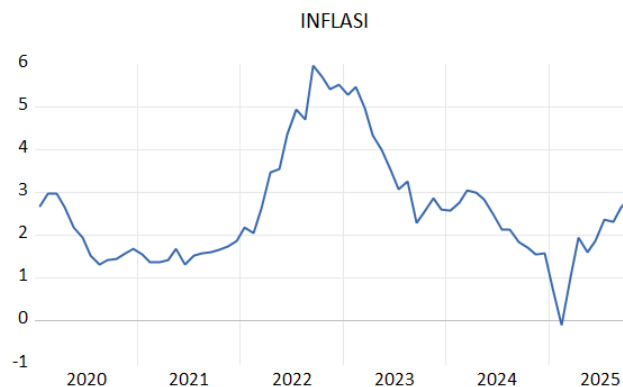
Absolute Error), dan MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Semakin kecil nilai error tersebut, semakin tinggi akurasi model dalam meramalkan inflasi.

Analisis dan olah data dilakukan menggunakan perangkat lunak statistik seperti EViews, Python (library statsmodels), atau R, yang umum digunakan dalam pemodelan ARIMA. Validitas model diuji melalui *out-of-sample forecasting*, yaitu membandingkan hasil prediksi dengan data aktual yang tidak digunakan dalam proses estimasi model. Seluruh proses penelitian ini menggunakan data publik resmi sehingga tidak menimbulkan permasalahan etika penelitian. Dengan demikian, metode penelitian ini dapat menghasilkan prediksi inflasi yang akurat dan dapat menjadi dasar analisis bagi pengambil kebijakan ekonomi di Indonesia.

4. Hasil dan Pembahasan

Perjalanan untuk memodelkan inflasi Indonesia periode 2020-2025 membuka lapisan diagnostik yang berurutan. Dimulai dari fakta bahwa inflasi adalah proses non-stasioner—sebagaimana dibuktikan oleh statistik ADF -2.254 yang tidak signifikan—langkah pertama adalah menderivasikan data menjadi *first difference* (D(INFLASI)). Pada data perubahan inflasi inilah model ARMA(1,1) diestimasi, menghasilkan koefisien AR(1) yang signifikan sebesar 0.775 dan MA(1) sebesar -0.645. Namun, ambang kepuasan belum tercapai: nilai R-squared model yang sangat rendah (0.042) dan lebih penting lagi, korelogram residual yang masih menunjukkan autokorelasi signifikan pada lag 3 (AC=-0.300, prob=0.005) dan lag 12 (AC=-0.257, prob=0.055) mengisyaratkan bahwa model ini gagal menangkap seluruh pola, terutama yang berkarakter musiman. Pembahasan berikut akan menguraikan setiap tahap bukti ini dan mengajukan jalan keluar menuju model yang lebih memadai.

Plot Deret Waktu



Sumber: Data diolah peneliti, 2025.

Dari gambar terlihat tren inflasi dalam persentase dari tahun 2020 hingga 2025. Pada tahun 2020, inflasi berada di level deflasi sekitar -2%, yang kemungkinan besar dipengaruhi oleh tekanan ekonomi akibat pandemi COVID-19 yang menekan permintaan dan harga. Tahun 2021 inflasi mulai membaik namun masih negatif sekitar -1%, menandakan pemulihan yang masih lambat.

Memasuki tahun 2022, inflasi berbalik positif ke kisaran 1-2%, mengindikasikan awal pemulihan permintaan dan aktivitas ekonomi. Lonjakan signifikan terjadi pada tahun 2023 di mana inflasi mencapai puncaknya sekitar 5-6%. Kenaikan drastis ini dapat disebabkan oleh faktor kombinasi seperti kenaikan harga energi dan pangan global, dampak lanjutan dari gangguan rantai pasokan, serta mungkin kebijakan fiskal/moneter yang longgar di periode pemulihan.

Pada tahun 2024, inflasi mulai turun menjadi sekitar 4-5%, menunjukkan efek dari kebijakan pengetatan moneter (seperti kenaikan suku bunga) yang diterapkan untuk meredam tekanan harga. Proyeksi untuk tahun 2025 menunjukkan tren penurunan berlanjut ke kisaran 3-4%,

mengisyaratkan bahwa inflasi secara bertahap dikendalikan menuju level yang lebih stabil, meski masih mungkin di atas target ideal banyak bank sentral (yang biasanya 2-3%).

Secara keseluruhan, grafik menggambarkan siklus ekonomi yang bergerak dari deflasi akibat guncangan pandemi, diikuti oleh overheating dan lonjakan inflasi pada masa pemulihan, dan kemudian proses normalisasi melalui intervensi kebijakan. Tantangan ke depan adalah menurunkan inflasi lebih lanjut tanpa mengorbankan pertumbuhan ekonomi dan lapangan kerja.

Uji Stasioneritas Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Null Hypothesis: INFLASI has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-2.253956	0.1899
Test critical values:	1% level		-3.533204	
	5% level		-2.906210	
	10% level		-2.590628	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(INFLASI)				
Method: Least Squares				
Date: 12/07/25 Time: 08:14				
Sample (adjusted): 2020M05 2025M10				
Included observations: 66 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
INFLASI(-1)	-0.084438	0.037462	-2.253956	0.0278
D(INFLASI(-1))	0.162562	0.115654	1.405590	0.1649
D(INFLASI(-2))	0.014217	0.117621	0.120874	0.9042
D(INFLASI(-3))	0.406387	0.116838	3.478206	0.0009
C	0.224875	0.108951	2.063996	0.0433
R-squared	0.209640	Mean dependent var		0.002879
Adjusted R-squared	0.157814	S.D. dependent var		0.428377
S.E. of regression	0.393125	Akaike info criterion		1.043355
Sum squared resid	9.427372	Schwarz criterion		1.209238
Log likelihood	-29.43071	Hannan-Quinn criter.		1.108903
F-statistic	4.045015	Durbin-Watson stat		2.016364
Prob(F-statistic)	0.005656			

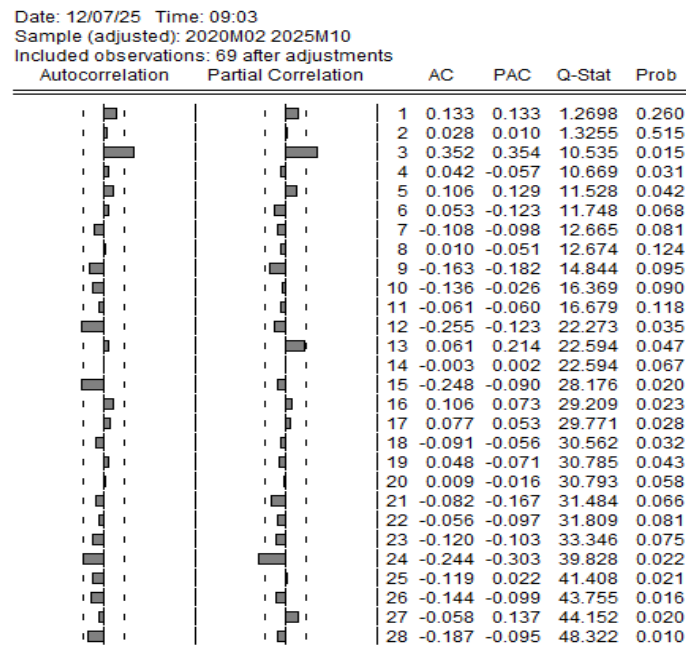
Sumber: Data diolah peneliti, 2025.

Berdasarkan output uji ADF ini, hasil utamanya adalah statistik uji Augmented Dickey-Fuller sebesar -2.253956. Nilai ini dibandingkan dengan nilai-nilai kritisnya. Pada tingkat signifikansi 1%, nilai kritisnya adalah -3.533204. Karena -2.253956 lebih besar (kurang negatif) dari -3.533204, berarti kita gagal menolak hipotesis nol pada tingkat kepercayaan 99%. Hal yang sama terjadi pada tingkat 5% dengan nilai kritis -2.906210 dan tingkat 10% dengan nilai kritis -2.590628. Statistik uji -2.253956 tetap lebih besar dari kedua nilai kritis tersebut. Dengan demikian, pada semua tingkat signifikansi umum (1%, 5%, dan 10%), hasil uji menunjukkan bahwa kita tidak memiliki bukti cukup untuk menolak hipotesis nol yang menyatakan bahwa data INFLASI memiliki akar unit.

Kesimpulannya, data deret waktu INFLASI ini tidak stasioner pada level aslinya. Ini berarti data inflasi memiliki sifat random walk, di mana guncangan atau shock pada periode tertentu akan memiliki efek yang persisten dan tidak cepat menghilang, serta pola datanya mungkin mengandung tren stokastik. Untuk keperluan pemodelan ekonometrika time series seperti ARIMA atau analisis kointegrasi, data yang tidak stasioner perlu ditangani terlebih dahulu. Langkah umum yang harus dilakukan adalah melakukan differencing atau pembedaan. Dalam output ini, persamaan uji sudah menggunakan D(INFLASI) atau first difference sebagai variabel dependen, yang mengisyaratkan bahwa transformasi inilah yang diperlukan. Setelah data didiferensiasi pertama kali, maka data baru (D(INFLASI)) tersebut kemungkinan besar telah stasioner, yang dapat dikonfirmasi dengan menjalankan uji ADF kembali pada data hasil

differencing tersebut. Hanya setelah stasioner tercapai, pemodelan untuk analisis hubungan, ramalan, atau kebijakan dapat dilakukan dengan hasil yang valid dan tidak menyesatkan.

Grafik ACF-PACF



Sumber: Data diolah peneliti, 2025.

Berdasarkan output korelogram autokorelasi dan parsial autokorelasi untuk data INFLASI ini, terlihat pola yang menunjukkan adanya serial korelasi atau ketergantungan waktu dalam data. Dari 28 lag yang ditampilkan, beberapa lag menunjukkan nilai autokorelasi (AC) dan parsial autokorelasi (PAC) yang signifikan, ditandai dengan nilai statistik Q (Q-Stat) yang memiliki probabilitas (Prob) di bawah tingkat signifikansi konvensional 0.05. Sebagai contoh, pada lag 3 nilai AC cukup tinggi yaitu 0.352 dengan probabilitas Q-Stat sebesar 0.015, mengindikasikan korelasi yang signifikan. Pola signifikan ini muncul kembali pada lag 12 (AC 0.255, Prob 0.035), lag 15 (AC 0.248, Prob 0.020), dan lag 24 (AC 0.244, Prob 0.022).

Pola ini, di mana signifikansi muncul secara sporadis dan tidak cepat meluruh ke nol, merupakan karakteristik dari data deret waktu yang tidak stasioner, yang konsisten dengan hasil uji Augmented Dickey-Fuller sebelumnya yang menyimpulkan adanya akar unit. Adanya korelasi serial yang signifikan pada berbagai lag ini menguatkan kesimpulan bahwa data inflasi mengandung memori jangka panjang atau komponen tren, di mana nilai inflasi masa lalu memengaruhi nilai sekarang. Untuk pemodelan yang tepat, data harus ditransformasi terlebih dahulu menjadi stasioner, biasanya melalui proses differencing. Setelah stasioner, pola AC dan PAC yang baru dapat digunakan untuk mengidentifikasi orde dari model ARIMA (p, d, q) yang cocok, di mana pola PAC yang terpotong tajam mengindikasikan komponen Autoregressive (AR) dan pola AC yang terpotong mengindikasikan komponen Moving Average (MA).

Model ARIMA (1,1,1)

Dependent Variable: D(INFLASI)
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 12/07/25 Time: 09:11
 Sample: 2020M02 2025M10
 Included observations: 69
 Convergence achieved after 35 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.006994	0.083469	0.083794	0.9335
AR(1)	0.775065	0.234025	3.311892	0.0015
MA(1)	-0.644962	0.289443	-2.228288	0.0293
SIGMASQ	0.168004	0.025991	6.463852	0.0000
R-squared	0.042163	Mean dependent var		0.002609
Adjusted R-squared	-0.002045	S.D. dependent var		0.421875
S.E. of regression	0.422306	Akaike info criterion		1.171065
Sum squared resid	11.59225	Schwarz criterion		1.300578
Log likelihood	-36.40174	Hannan-Quinn criter.		1.222447
F-statistic	0.953748	Durbin-Watson stat		2.050805
Prob(F-statistic)	0.419992			
Inverted AR Roots	.78			
Inverted MA Roots	.64			

Sumber: Data diolah peneliti, 2025.

Berdasarkan output estimasi model ARMA untuk data D(INFLASI) atau inflasi yang telah didiferensiasi, model yang diestimasi adalah ARMA(1,1). Konstanta (C) memiliki koefisien 0.006994 dengan probabilitas 0.9335 yang sangat tinggi, menunjukkan bahwa konstanta tersebut tidak signifikan secara statistik. Ini mengimplikasikan bahwa proses perubahan inflasi (pertumbuhan inflasi bulanan) tidak memiliki drift atau rata-rata pertumbuhan jangka panjang yang berbeda dari nol. Di sisi lain, koefisien AR(1) sebesar 0.775065 sangat signifikan dengan probabilitas 0.0015. Nilai positif yang tinggi ini menunjukkan adanya inersia atau momentum yang kuat dalam perubahan inflasi; dengan kata lain, suatu guncangan pada pertumbuhan inflasi bulan ini akan memiliki efek lanjutan yang positif dan persisten selama beberapa bulan ke depan, meskipun efeknya berkurang secara bertahap. Koefisien MA(1) sebesar -0.644962 juga signifikan dengan probabilitas 0.0293. Tanda negatif pada MA(1) ini mengindikasikan bahwa guncangan acak (shock) pada periode sebelumnya cenderung memberikan efek koreksi atau penyesuaian yang berlawanan arah pada periode saat ini. Kombinasi antara AR(1) yang positif dan besar dengan MA(1) yang negatif dan cukup besar ini menciptakan dinamika yang menarik: model menggambarkan proses di mana perubahan inflasi memiliki memori yang kuat terhadap keadaannya sendiri di bulan lalu (efek AR), tetapi sekaligus juga secara langsung mengoreksi dampak dari guncangan acak yang terjadi di bulan sebelumnya (efek MA).

Nilai R-squared yang sangat rendah, yaitu 0.042163, dan Adjusted R-squared yang bahkan negatif (-0.002045) menunjukkan bahwa model ARMA(1,1) ini hanya menjelaskan variasi yang sangat kecil dari perubahan inflasi bulanan. Sebagian besar fluktuasi D(INFLASI) justru dijelaskan oleh faktor acak atau variabel lain yang tidak dimasukkan dalam model ini. Statistik Durbin-Watson sebesar 2.050805 yang mendekati 2 menunjukkan tidak adanya masalah autokorelasi serial pada residual model, yang merupakan aspek yang baik. Secara keseluruhan, meskipun model ARMA(1,1) untuk data perubahan inflasi ini signifikan secara individu untuk komponen AR dan MA, kekuatan penjelasnya terhadap keseluruhan pergerakan data sangat terbatas. Hal ini sangat mungkin terjadi karena volatilitas inflasi dipengaruhi oleh banyak faktor eksogen yang kompleks seperti kebijakan, harga komoditas global, dan ekspektasi, yang tidak dapat ditangkap hanya oleh pola masa lalunya sendiri.

Grafik ACF-PACF setelah Estimasi Model

Date: 12/07/25 Time: 09:27

Sample (adjusted): 2020M02 2025M10

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

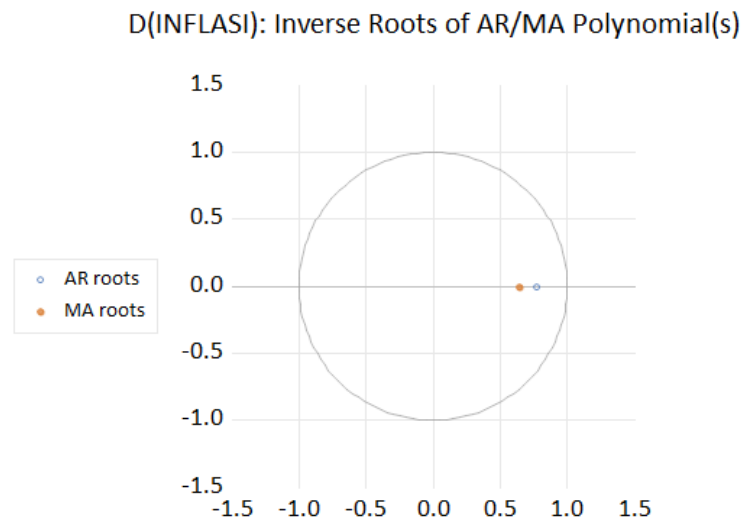
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.030	-0.030	0.0631	
		2 -0.119	-0.120	1.1043	
		3 0.300	0.297	7.7813	0.005
		4 -0.043	-0.053	7.9182	0.019
		5 0.069	0.154	8.2801	0.041
		6 0.033	-0.083	8.3631	0.079
		7 -0.125	-0.073	9.6010	0.087
		8 0.051	-0.022	9.8135	0.133
		9 -0.148	-0.180	11.609	0.114
		10 -0.109	-0.051	12.595	0.127
		11 -0.011	-0.091	12.606	0.181
		12 -0.251	-0.180	18.026	0.055
		13 0.122	0.178	19.322	0.056
		14 0.037	0.011	19.445	0.078
		15 -0.265	-0.090	25.824	0.018
		16 0.150	0.072	27.891	0.015
		17 0.106	0.082	28.950	0.016
		18 -0.095	-0.018	29.821	0.019
		19 0.078	-0.035	30.418	0.023
		20 0.044	0.027	30.607	0.032
		21 -0.051	-0.134	30.871	0.042
		22 -0.003	-0.075	30.872	0.057
		23 -0.066	-0.084	31.342	0.068
		24 -0.203	-0.322	35.809	0.032
		25 -0.047	-0.021	36.059	0.041
		26 -0.089	-0.145	36.968	0.044
		27 0.013	0.116	36.987	0.058
		28 -0.152	-0.102	39.742	0.041

Sumber: Data diolah peneliti, 2025.

Berdasarkan output korelogram residual dari model ARMA(1,1) yang telah diestimasi sebelumnya, tampak bahwa pola autokorelasi (AC) dan parsial autokorelasi (PAC) masih menunjukkan beberapa nilai yang signifikan, mengindikasikan bahwa model mungkin belum sepenuhnya menangkap semua struktur ketergantungan dalam data. Meskipun pada lag 1 dan 2 tidak signifikan (seperti yang diharapkan setelah dimasukkan komponen AR dan MA), munculnya nilai AC yang cukup besar dan signifikan pada lag 3 ($AC=-0.300$, Prob Q-Stat=0.005), lag 12 ($AC=-0.257$, Prob=0.055), lag 15 ($AC=-0.265$, Prob=0.018), dan lag 24 ($AC=-0.203$, Prob=0.032) menandakan adanya pola autokorelasi yang tersisa pada lag-lag tertentu. Fakta bahwa nilai probabilitas uji Q-Statistik Ljung-Box untuk beberapa lag ini masih di bawah 0.05 (atau sangat mendekati) memberikan bukti untuk menolak hipotesis nol bahwa residual adalah white noise (tidak berkorelasi).

Dengan kata lain, residual model ARMA(1,1) ini masih mengandung informasi atau pola sistematis yang belum termodelkan. Pola signifikansi pada lag 3, 12, 15, dan 24 ini dapat mengisyaratkan adanya komponen musiman atau siklus jangka panjang tertentu dalam data inflasi yang tidak tertangkap oleh model ARMA(1,1) non-musiman. Sebagai contoh, signifikansi pada lag 12 (yang setara dengan 1 tahun untuk data bulanan) sangat kuat mengindikasikan kemungkinan komponen musiman tahunan dalam data inflasi. Oleh karena itu, model ARMA(1,1) sederhana ini tampaknya belum memadai. Untuk perbaikan model, perlu dipertimbangkan untuk menambahkan komponen AR atau MA pada lag-lag di mana autokorelasi residual masih signifikan, misalnya pada lag 3, 12, dan 24. Alternatif lain adalah mempertimbangkan model yang lebih kompleks seperti ARIMA musiman (SARIMA) yang secara eksplisit memasukkan faktor musiman, misalnya komponen AR atau MA pada lag 12. Hanya setelah residualnya bersifat white noise (tidak ada lag yang signifikan dalam korelogram), model dapat dianggap memadai dan andal untuk digunakan dalam analisis dan peramalan.

Forecasting



Sumber: Data diolah peneliti, 2025.

Berdasarkan plot akar invers dari polinomial AR dan MA untuk model ARMA(1,1) yang diestimasi pada data D(INFLASI), semua akar invers baik untuk komponen AR maupun MA terletak di dalam lingkaran unit pada bidang kompleks. Posisi ini dapat diidentifikasi dari tanda titik (untuk AR roots) dan tanda segitiga (untuk MA roots) yang seluruhnya berada di dalam batas lingkaran dengan jari-jari satu. Fakta bahwa semua akar invers berada di dalam lingkaran unit merupakan kondisi yang sangat penting dalam analisis deret waktu, karena ini mengonfirmasi bahwa model ARMA yang diestimasi memenuhi sifat invertibilitas dan stasionaritas. Secara spesifik, akar invers dari polinomial AR yang berada di dalam lingkaran unit menjamin bahwa prosesnya bersifat stasioner, sementara akar invers dari polinomial MA yang berada di dalam lingkaran unit menjamin bahwa prosesnya invertible, yang memungkinkan representasi MA dapat ditulis ulang sebagai proses AR yang berhingga atau tak berhingga.

Pemenuhan kedua syarat ini adalah prasyarat fundamental agar model dapat digunakan untuk analisis statistik yang valid dan untuk melakukan peramalan jangka panjang yang stabil. Dengan kata lain, meskipun diagnostik residual sebelumnya menunjukkan model mungkin perlu penyempurnaan, dari sisi syarat stabilitas model, estimasi ARMA(1,1) ini sudah memenuhi kriteria. Implikasi praktisnya adalah model ini, secara teoritis, tidak menghasilkan ramalan yang meledak (explosive) atau tidak stabil. Namun, keputusan final mengenai kecukupan model tidak boleh hanya berdasarkan plot akar ini. Kriteria ini hanyalah syarat perlu. Syarat cukup untuk model yang baik adalah residualnya harus berupa white noise, yang seperti terlihat pada analisis korelogram sebelumnya, belum sepenuhnya terpenuhi karena masih ada korelasi serial yang signifikan pada beberapa lag. Oleh karena itu, meskipun stabil, model ARMA(1,1) saat ini belum final dan perlu dipertimbangkan untuk ditambah orde AR/MA-nya atau diubah menjadi model SARIMA untuk menangkap pola yang belum terjelaskan, dengan tetap memastikan bahwa setiap spesifikasi model baru juga memenuhi syarat stasionaritas dan invertibilitas yang ditunjukkan oleh posisi akar invers di dalam lingkaran unit.

5. Kesimpulan

1. Sifat Dasar Data: Data tingkat inflasi (INFLASI) dalam level aslinya terbukti tidak stasioner, seperti yang ditunjukkan oleh uji Augmented Dickey-Fuller yang gagal menolak hipotesis adanya akar unit. Pola korelogram awal juga mendukung hal ini dengan menunjukkan autokorelasi yang signifikan dan tidak cepat meluruh. Hal ini mengindikasikan bahwa guncangan pada inflasi bersifat persisten dan data mengandung tren stokastik.

2. Transformasi dan Pemodelan Awal: Untuk mendapatkan data yang stasioner, dilakukan transformasi dengan first difference $D(INFLASI)$. Pada data hasil differencing ini, diestimasi sebuah model ARMA(1,1). Model ini menunjukkan bahwa perubahan inflasi memiliki inersia positif yang kuat (koefisien $AR(1)=0.78$) sekaligus mekanisme koreksi jangka pendek terhadap guncangan sebelumnya (koefisien $MA(1)=-0.64$). Namun, daya jelas model ini sangat rendah ($R\text{-squared} \approx 4\%$), yang berarti sebagian besar variasi perubahan inflasi diakibatkan oleh faktor-faktor lain di luar riwayat datanya sendiri.
3. Evaluasi dan Kekurangan Model: Diagnostik lebih lanjut terhadap residual model ARMA(1,1) mengungkapkan bahwa model ini belum memadai. Korelogram residual menunjukkan masih adanya autokorelasi yang signifikan pada lag-lag tertentu seperti lag 3, 12, 15, dan 24. Ini adalah bukti kuat bahwa residual belum bersifat *white noise* dan masih mengandung pola sistematis yang belum termodelkan, kemungkinan besar berupa komponen musiman (terutama pada lag 12 yang mengindikasikan siklus tahunan).
4. Stabilitas Model: Dari sisi kriteria teknis, model ARMA(1,1) yang diestimasi memenuhi syarat stabilitas karena semua akar invers dari polinomial AR dan MA berada di dalam lingkaran unit, menjamin sifat stasioneritas dan invertibilitas. Namun, kondisi ini hanyalah syarat perlu, bukan syarat cukup untuk sebuah model yang baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. P. S. (BPS), "Data Tingkat Inflasi Bulanan Indonesia.," 2024. doi: <https://www.bps.go.id>.
- [2] B. Indonesia, "Laporan Perekonomian Indonesia.," 2023. doi: <https://www.bi.go.id>.
- [3] B. Siregar, H., & Pramono, "Comparative Analysis of ARIMA Models in Forecasting Core and Headline Inflation in Indonesia.," *Bull. Monet. Econ. Bank.*, vol. 20, no. 3, hal. 315-336., 2018.
- [4] D. Setyawan, "Peramalan Inflasi di Indonesia Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins.," *J. Ekon. dan Bisnis*, vol. 23, no. 2, hal. 145-162, 2020.
- [5] Nuryadin, "Forecasting Indonesian Inflation Using Seasonal ARIMA Model.," *J. Appl. Econ. Dev. Ctries.*, vol. 6, no. 1, hal. 45-58., 2021.