

ANALISIS DAN PROYEKSI TINGKAT INFLASI TAHUNAN DI INDONESIA DENGAN MODEL ARIMA

Ria Ekanindya Widyaningsih¹

¹Universitas Terbuka

Email: ria.ekanindya@ecampus.ut.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan memprediksi tingkat inflasi Indonesia periode 2024–2033 menggunakan model ARIMA(2,1,1). Data yang digunakan merupakan data tahunan tingkat inflasi Indonesia dari 1990 hingga 2023, yang diperoleh dari Bank Dunia. Hasil prediksi menunjukkan tren penurunan inflasi secara bertahap, di mana inflasi diperkirakan positif hingga 2029, tetapi kemudian memasuki zona deflasi mulai 2030 hingga 2033. Kondisi ini berimplikasi pada perlunya kebijakan ekonomi yang lebih adaptif untuk menghindari risiko penurunan permintaan agregat dan perlambatan pertumbuhan ekonomi akibat deflasi berkepanjangan. Penelitian ini memiliki keterbatasan karena hanya menggunakan model ARIMA tanpa mempertimbangkan faktor eksternal seperti kebijakan moneter, nilai tukar, dan harga komoditas global yang dapat memengaruhi inflasi. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk mengembangkan model prediksi yang lebih komprehensif dengan memasukkan variabel makroekonomi lainnya serta menggunakan pendekatan seperti Vector Autoregression (VAR) atau Machine Learning. Dengan pendekatan yang lebih holistik, hasil prediksi dapat lebih akurat dan memberikan rekomendasi kebijakan yang lebih efektif dalam menjaga stabilitas inflasi dan pertumbuhan ekonomi Indonesia.

Kata Kunci: Inflasi, ARIMA, Peramalan, Deflasi

ABSTRACT

This study aims to analyze and predict Indonesia's inflation rate for the 2024–2033 period using the ARIMA(2,1,1) model. The data used is the annual data on Indonesia's inflation rate from 1990 to 2023, obtained from the World Bank. The prediction results show a gradual downward trend in inflation, where inflation is expected to be positive until 2029, but then enter the deflationary zone from 2030 to 2033. This has implications for the need for more adaptive economic policies to avoid the risk of a decline in aggregate demand and a slowdown in economic growth due to prolonged deflation. This study has limitations because it only uses the ARIMA model without considering external factors such as monetary policy, exchange rates, and global commodity prices that can affect inflation. Therefore, further research is recommended to develop a more comprehensive prediction model by incorporating other macroeconomic variables as well as using approaches such as Vector Autoregression (VAR) or Machine Learning. With a more holistic approach, the prediction results can be more accurate and provide more effective policy recommendations in maintaining inflation stability and Indonesia's economic growth.

Keywords: Inflation, ARIMA, Forecasting, Deflation

PENDAHULUAN

Tingkat inflasi adalah salah satu indikator utama dalam ekonomi suatu negara (Lee et al., 2023). Inflasi menggambarkan kenaikan umum dan berkelanjutan dalam harga barang dan jasa selama periode waktu tertentu (Feldkircher & Tondl, 2020). Meskipun tingkat inflasi yang rendah dapat mengindikasikan pertumbuhan ekonomi yang stabil, tingkat inflasi yang terlalu

tinggi dapat merusak kestabilan ekonomi, mengurangi daya beli masyarakat, dan mengganggu investasi serta pertumbuhan ekonomi (Chowdhury, 2024).

Di Indonesia, tingkat inflasi memiliki sejarah yang bervariasi sejak kemerdekaan pada tahun 1945. Pada awalnya, Indonesia mengalami periode inflasi yang cukup tinggi akibat dari faktor-faktor seperti konflik politik, perang, dan ketidakstabilan ekonomi global. Namun, seiring berjalannya waktu, berbagai langkah dan kebijakan telah diimplementasikan untuk mengendalikan inflasi (Anugrah & Pratama, 2019).

Sejak Reformasi Ekonomi pada tahun 1998, Indonesia telah mengalami kemajuan signifikan dalam mengelola tingkat inflasinya. Pemerintah dan Bank Indonesia (BI) telah bekerja sama untuk mengimplementasikan kebijakan moneter dan fiskal yang tepat guna mencapai stabilitas ekonomi yang lebih baik (Kenedi, 2024). Salah satu instrumen yang digunakan untuk mencapai tujuan ini adalah penetapan target inflasi (Hendar, 2016).

Memahami dinamika tingkat inflasi memiliki implikasi penting dalam kebijakan ekonomi. Pertama-tama, tingkat inflasi yang tinggi dapat mengurangi daya beli masyarakat, menyebabkan kesulitan bagi konsumen dalam membeli barang dan jasa. Ini dapat mengakibatkan penurunan konsumsi, yang pada gilirannya dapat memperlambat pertumbuhan ekonomi (Feldkircher & Siklos, 2019).

Kedua, inflasi yang tinggi juga dapat mengurangi daya saing ekonomi negara di pasar global. Harga-harga barang dan jasa yang terus meningkat dapat membuat produk-produk Indonesia menjadi kurang kompetitif di pasar internasional, mengurangi ekspor dan mengakibatkan defisit perdagangan yang lebih tinggi (McCloud & Taylor, 2022).

Ketiga, tingkat inflasi yang tidak stabil juga dapat menciptakan ketidakpastian bagi pelaku ekonomi, termasuk pengusaha, investor, dan rumah tangga. Ketidakpastian ini dapat menghambat investasi jangka panjang, menyebabkan volatilitas pasar keuangan, dan mengganggu perencanaan bisnis (Živkov et al., 2020).

Oleh karena itu, penting bagi pemerintah, bank sentral, dan pelaku ekonomi untuk memahami dan meramalkan tingkat inflasi dengan akurat. Dengan pemahaman yang lebih baik tentang faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi, serta kemampuan untuk membuat proyeksi tentang perubahan di masa depan, mereka dapat mengambil langkah-langkah yang tepat untuk menjaga stabilitas ekonomi dan meningkatkan kesejahteraan Masyarakat (Kenedi, 2022).

Dalam upaya untuk memahami dan meramalkan tingkat inflasi, berbagai pendekatan telah dikembangkan. Salah satu model yang populer dan banyak digunakan adalah model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Model ARIMA adalah metode statistik yang berguna untuk menganalisis dan meramalkan data deret waktu (Iqbal & Naveed, 2016).

Model ARIMA terdiri dari tiga komponen utama: autoregresi (AR), integrasi (I), dan pergerakan rata-rata bergerak (MA) (Cox & Vladescu, 2023). Autoregresi mengacu pada ketergantungan antara nilai-nilai dalam deret waktu dengan nilai-nilai sebelumnya dalam deret waktu tersebut (Pourahmadi & Noorbaloochi, 2016). Integrasi merujuk pada proses differensiasi data untuk membuatnya stasioner (Schildhauer, 2018). Pergerakan rata-rata bergerak mencerminkan hubungan antara nilai-nilai dalam deret waktu dengan nilai-nilai residual dari model yang diperoleh dengan menggunakan autoregresi dan integrasi (Borkin et al., 2019).

Dengan menggabungkan ketiga komponen ini, model ARIMA dapat digunakan untuk menganalisis pola dan tren dalam data deret waktu, serta untuk membuat proyeksi tentang bagaimana data tersebut akan berubah di masa mendatang (Mishra et al., 2024). Dalam konteks tingkat inflasi, model ARIMA dapat membantu para analis dan pembuat kebijakan untuk memahami pola historis inflasi, mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi, dan meramalkan inflasi di masa mendatang (Wahyudi et al., 2021).

Berdasarkan paparan tersebut maka tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan analisis mendalam dan proyeksi tingkat inflasi di Indonesia menggunakan pendekatan model ARIMA. Dengan melakukan penelitian ini, diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi di Indonesia, serta kemampuan untuk meramalkan inflasi dengan akurat.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) untuk mengidentifikasi pola dan tren dalam data historis tingkat inflasi serta membuat proyeksi tentang perubahan inflasi di masa mendatang. ARIMA merupakan salah satu teknik yang umum digunakan dalam peramalan data deret waktu. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data tahunan tingkat inflasi di Indonesia periode 1990–2023 yang bersumber dari website resmi Bank Dunia (www.worldbank.org), sedangkan pengolahan data dilakukan menggunakan software EViews 12. Proses peramalan dengan model ARIMA melibatkan beberapa langkah utama, dimulai dengan uji unit root menggunakan tes Augmented Dickey-Fuller (ADF) untuk memeriksa stasioneritas data, karena data deret waktu harus stasioner sebelum dapat dimodelkan dengan ARIMA. Selanjutnya, dilakukan penetapan parameter model yang optimal, yang mencakup tiga komponen utama: autoregresi (p), integrasi (d), dan pergerakan rata-rata (q), dengan analisis Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) untuk menentukan nilai yang sesuai. Setelah parameter

model ditetapkan, proses dilanjutkan dengan estimasi model menggunakan data historis dengan metode least squares untuk mencocokkan parameter yang paling sesuai. Setelah model diestimasi, dilakukan verifikasi untuk memastikan kesesuaian model dengan data historis melalui analisis residual, di mana residual harus acak dan berdistribusi normal agar model dapat dianggap valid. Langkah terakhir adalah membuat proyeksi tingkat inflasi di masa depan dengan memanfaatkan parameter model yang telah diestimasi untuk meramalkan perubahan berdasarkan pola dan tren historis yang telah diamati.

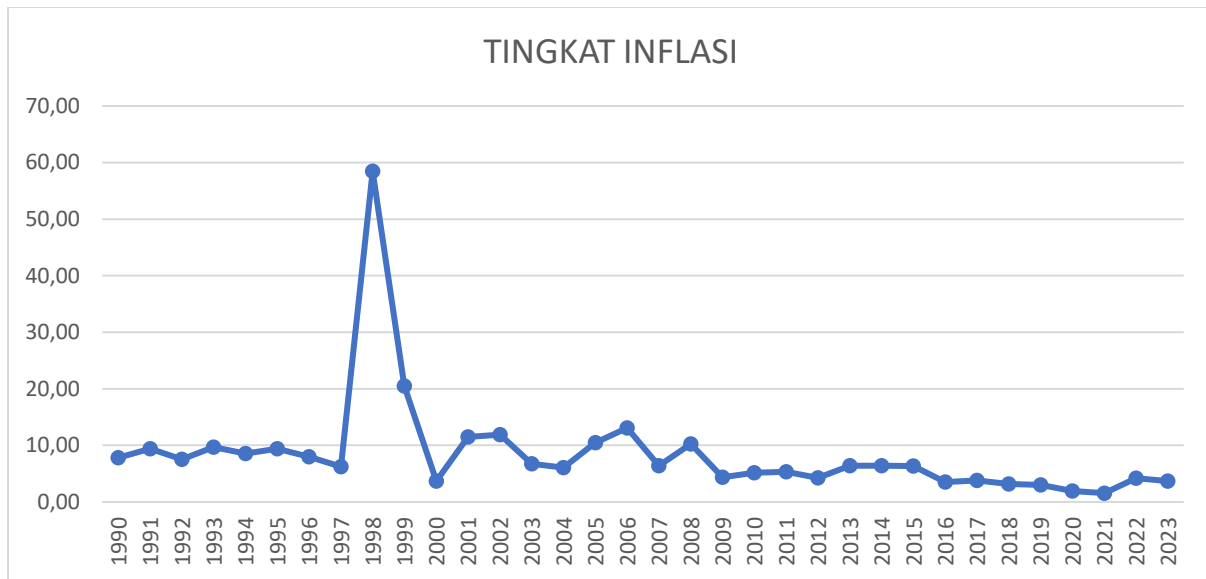
HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data tahunan tingkat inflasi di Indonesia periode tahun 1990 – 2023, berdasarkan pada tabel 1, data tingkat inflasi menunjukkan variasi yang signifikan. Rata-rata (*mean*) tingkat inflasi sekitar 8.50 persen, sedangkan *median* (nilai tengah) berada pada sekitar 6.40 persen. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar data cenderung terkonsentrasi di sekitar nilai tengah tersebut. Namun, nilai maksimum tingkat inflasi mencapai 58.45 persen, sementara nilai minimumnya adalah 1.56 persen. Rentang nilai antara nilai minimum dan maksimum yang sangat luas mengindikasikan adanya variasi yang signifikan dalam data. Standar deviasi (*std. dev.*) dari data sekitar 9.60 persen, menunjukkan tingkat dispersi atau variasi data dari rata-rata. Semakin besar nilai standar deviasi, semakin besar variabilitasnya.

Tabel 1. Statistik Deskriptif

Kriteria	Tingkat Inflasi
Mean	8.50
Median	6.40
Maximum	58.45
Minimum	1.56
Std. Dev.	9.60
Observations	34

Adapun plot pola sebaran data pada periode penelitian dapat dilihat pada gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Tingkat Inflasi Di Indonesia Periode Tahun 1990 - 2023

Dari gambar 1, terlihat bahwa adanya indikasi data tidak stasioner. Hal ini dapat diketahui dari grafiknya yang memiliki pola trend menurun. Pada gambar tersebut juga dapat dilihat bahwa pada periode 1997 – 1998 terjadi perubahan pola data yang awalnya menurun tiba – tiba naik secara drastis hal ini disebabkan karena adanya krisis moneter pada tahun 1998 yang menyebabkan kenaikan tingkat inflasi pada tahun tersebut.

Dalam konteks model ARIMA, penting untuk memahami distribusi dan variasi data karena model tersebut memerlukan asumsi tentang stasioneritas data. Standar deviasi yang tinggi menunjukkan adanya fluktuasi yang signifikan dalam data, yang harus dipertimbangkan dalam proses pemodelan, oleh karena itu langkah pertama dalam melakukan proyeksi dengan pendekatan model ARIMA adalah melakukan uji unit root untuk memastikan tingkat stasioneritas data.

Uji Unit Root

Tujuan dilakukan uji unit root pada model ARIMA adalah untuk memeriksa stasioneritas data deret waktu sebelum menerapkan model ARIMA. Stasioneritas data sangat penting dalam analisis deret waktu karena model ARIMA membutuhkan asumsi bahwa data yang digunakan adalah stasioner atau memiliki mean, varians, dan kovariansi yang konstan sepanjang waktu.

Jika deret waktu memiliki unit root, itu berarti bahwa data tidak stasioner. Dalam konteks model ARIMA, jika data tidak stasioner, maka langkah-langkah diferensiasi harus diambil untuk membuatnya stasioner sebelum model ARIMA dapat diterapkan. Hasil dari pengujian unit root test dapat dilihat pada tabel 2 berikut ini:

Tabel 2. Uji Unit Root

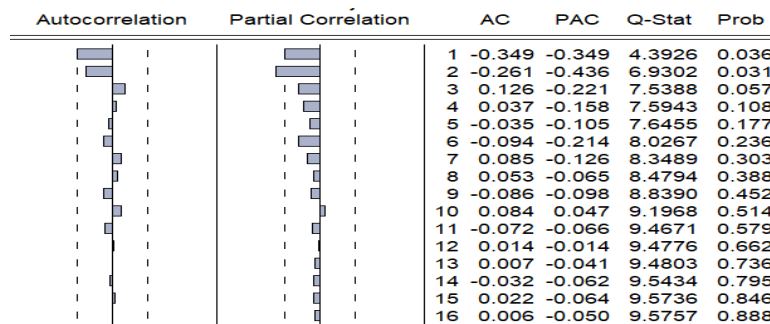
Variabel	ADF Test	
	Level	1st Difference
INF	-0.931533	-6.932647***

Catatan: Panjang lag optimal untuk variabel INF dipilih berdasarkan kriteria SIC (***) , menunjukkan tingkat signifikansi pada tingkat 1%

Berdasarkan hasil uji unit root dengan metode ADF diketahui bahwa variabel inflasi (INF) adalah stasioner setelah diferensiasi pertama dan hasil uji tersebut signifikan secara statistik, sehingga memungkinkan penggunaan analisis lebih lanjut terkait dengan pengujian dengan pendekatan model ARIMA.

Penetapan Parameter Model

Setelah mengubah data menjadi stasioner dalam varians dan rata-ratanya, langkah berikutnya adalah membuat plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan model ARIMA yang sesuai. Ini membantu dalam mengidentifikasi pola keterkaitan antara observasi dalam data time series. Dalam software eviews untuk mendapatkan plot ACF dan PACF dilakukan uji correlogram pada tingkat *first differences* yang hasilnya dapat dilihat pada gambar 2 berikut ini.



Gambar 2. Uji Correlogram

Berdasarkan pada gambar 2, maka model ARIMA yang dapat diidentifikasi adalah ARIMA (1,1,1) dan ARIMA (2,1,1). Setelah model dapat diidentifikasi, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter model ARIMA yang dipilih menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (*Least Squares Method*) untuk mendapatkan model terbaik yang akan dipergunakan untuk melakukan peramalan tingkat inflasi di Indonesia. Adapun kriteria untuk menentukan model ARIMA terbaik berdasarkan metode Box Jenkins.

Estimasi Model

Dalam memilih model ARIMA berdasarkan metode Box Jenkins terdapat beberapa kriteria penting yang harus dipertimbangkan untuk memastikan model yang dipilih adalah yang

terbaik sesuai dengan periode data penelitian. Pertama, melihat signifikansi dari istilah-istilah dalam model ARIMA, model terbaik adalah di mana koefisien ARIMA memiliki nilai Prob. yang lebih rendah dari 0,05. Ini menunjukkan bahwa istilah-istilah tersebut signifikan secara statistik dalam mempengaruhi data. Selanjutnya, mempertimbangkan SigmaSQ, yang merupakan ukuran volatilitas. Dalam hal ini, model dipilih yang nilai SigmaSQ paling kecil. Hal ini menandakan bahwa model tersebut memberikan perkiraan yang lebih stabil terhadap volatilitas data. Kemudian, dalam memaksimalkan fungsi log-likelihood, dilihat model dengan nilai Log Likelihood yang paling tinggi. Ini berarti mencari nilai yang kurang negatif, karena ini menunjukkan bahwa model tersebut paling baik dalam menyesuaikan data yang ada. Terakhir, dalam memilih model secara keseluruhan, perlu mempertimbangkan kriteria pemilihan model seperti Akaike, Schwarz, dan Hannan-Quinn. Dimana pemilihan model dilihat dari nilai-nilai yang paling kecil, karena ini menunjukkan bahwa model tersebut memberikan keseimbangan yang baik antara kesesuaian dengan data dan kompleksitas model. Dengan mempertimbangkan semua kriteria ini secara bersama-sama, dapat terpilih model ARIMA yang paling cocok dengan data yang kita miliki. Hasil dari estimasi model ARIMA tersaji dalam tabel berikut ini.

Tabel 3. Kriteria Seleksi Model

Kriteria	Model		Model Terbaik
	A	B	
	ARIMA(1,1,1)	ARIMA(2,1,1)	
AR p-value	0.8805	0.8739	B
MA p-value	0.9019	0.9637	A
SIGMASQ	79.24759	77.20551	B
Log likelihood	-120.5445	-120.4364	B
Akaike	7.548149	7.541599	B
Schwarz	7.729544	7.722993	B
Hannan-Quinn	7.609183	7.602632	B

Dari tabel 3 tersebut, analisis dilakukan untuk memilih model terbaik antara Model A (ARIMA(1,1,1)) dan Model B (ARIMA(2,1,1)). Pertama-tama, diperhatikan p-value untuk komponen autoregressive (AR) dan moving average (MA). Model B memiliki nilai p-value yang lebih rendah untuk kedua komponen, menunjukkan kemampuan model tersebut yang lebih baik dalam menangani AR dan MA components dibandingkan dengan Model A. Selain

itu, SIGMASQ, yang mengindikasikan varians dari residu, lebih rendah untuk Model B, menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dalam model tersebut.

Selain itu, log likelihood, yang mengukur seberapa baik model cocok dengan data, sedikit lebih tinggi untuk Model B, menunjukkan bahwa model ini memberikan penyesuaian yang lebih baik terhadap data daripada Model A. Terakhir, ketiga kriteria informasi, yaitu Akaike Information Criterion (AIC), Schwarz Criterion, dan Hannan-Quinn Criterion, semuanya memberikan nilai yang lebih rendah untuk Model B, menegaskan bahwa model ini memberikan penjelasan yang lebih baik terhadap variabilitas data.

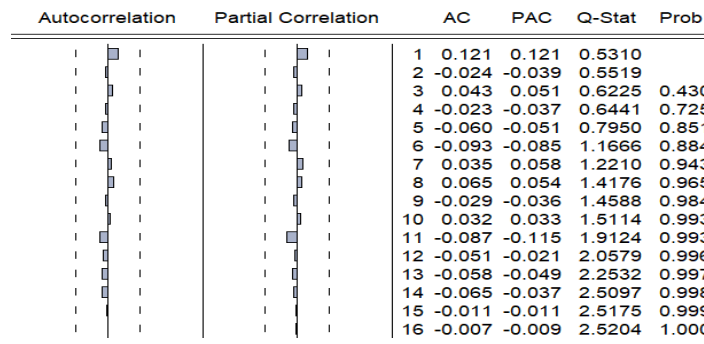
Berdasarkan analisis ini, dapat disimpulkan bahwa Model B (ARIMA(2,1,1)) adalah model terbaik untuk digunakan. Model ini secara konsisten menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan Model A, dengan nilai p-value yang lebih rendah, SIGMASQ yang lebih rendah, log likelihood yang lebih tinggi, dan kriteria informasi yang lebih rendah. Oleh karena itu, Model B dapat dijadikan pilihan untuk analisis dan prediksi lebih lanjut terhadap data yang bersangkutan.

Verifikasi Model

Sebelum melakukan proyeksi dari model ARIMA terpilih, langkah berikutnya yang harus dilakukan adalah memastikan bahwa model yang dipilih memenuhi kondisi stabilitas. Ini penting karena model yang tidak stabil dapat menghasilkan prediksi yang tidak akurat atau tidak dapat diandalkan. Setelah itu, perlu dilakukan pengujian apakah tidak ada *autocorrelation* dalam residu model. *Autocorrelation* menunjukkan adanya pola atau hubungan antara nilai-nilai residu yang tersisa dari model. Jika kedua persyaratan tersebut terpenuhi, maka dapat melanjutkan untuk melakukan ramalan atau prediksi terhadap nilai-nilai di masa depan. Dengan demikian, tahap ini sangat penting untuk memastikan bahwa model yang digunakan dapat memberikan prediksi yang akurat dan berguna untuk keperluan analisis di masa mendatang.

Untuk memeriksa *autocorrelation*, dapat dilihat dari *correlogram* dari model ARIMA(2,1,1) dan melihat pada statistik Ljung Box Q. *Correlogram* adalah grafik yang menunjukkan korelasi antara residual model pada berbagai lag atau waktu tertentu. Jika residual model tidak memiliki pola korelasi yang signifikan pada lag-lag tertentu, maka kita dapat menganggap bahwa tidak ada *autocorrelation* yang signifikan dalam data. Statistik Ljung Box Q digunakan untuk secara formal menguji apakah ada *autocorrelation* dalam residual model. Hipotesis nolnya menyatakan bahwa tidak ada *autocorrelation* dalam residual (*residuals are white noise*), sedangkan hipotesis alternatifnya menyatakan adanya *autocorrelation*.

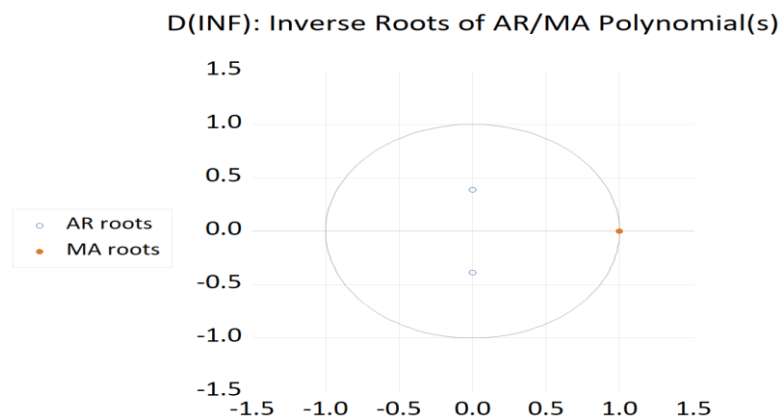
Dengan menganalisis *correlogram* dan nilai statistik Ljung Box Q, dapat ditentukan apakah residual model memenuhi syarat tidak ada *autocorrelation*. Jika hasilnya menunjukkan bahwa residual model adalah white noise atau tidak memiliki *autocorrelation* yang signifikan, maka kita dapat lanjut untuk melakukan prediksi menggunakan model tersebut dengan keyakinan bahwa hasilnya dapat diandalkan.



Gambar 3. Hasil Uji correlogram – Q Statistic

Seperti yang terlihat pada gambar 3 di atas, nilai p untuk statistik Q semuanya di atas 0,05, yang mengkonfirmasi bahwa residu adalah *white noise*. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada *autocorrelation* yang signifikan dalam residu model. Langkah terakhir adalah untuk memastikan apakah akar balik AR/MA terletak di dalam lingkaran satuan. Memeriksa apakah akar balik AR/MA berada di dalam lingkaran satuan penting dilakukan untuk memastikan stabilitas model. Jika akar-akar ini berada di luar lingkaran satuan, maka model dapat menjadi tidak stabil dan hasil prediksi menjadi tidak dapat diandalkan.

Dengan memverifikasi bahwa residu adalah *white noise* dan akar balik AR/MA berada di dalam lingkaran satuan, kita dapat mengkonfirmasi bahwa model ARIMA(2,1,1) memenuhi persyaratan stabilitas dan tidak ada *autocorrelation*. Dengan demikian, model ini siap untuk digunakan dalam proses prediksi dan ramalan nilai-nilai di masa mendatang dengan tingkat kepercayaan yang tinggi.



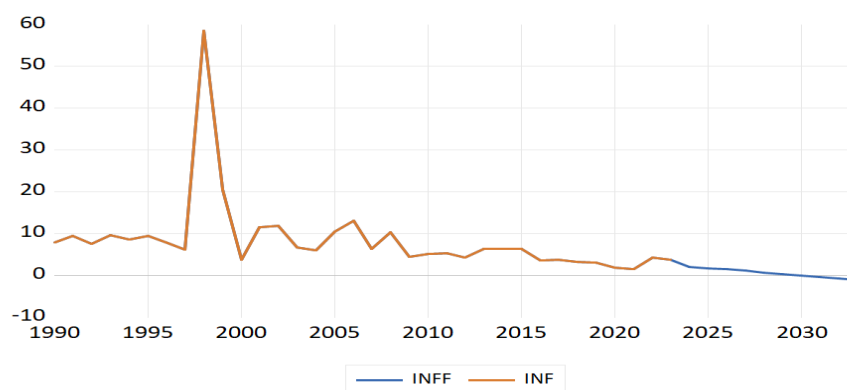
Gambar 4. Akar Balik AR/MA

Dari gambar 4 di atas, semua akar balik terbalik terletak di dalam lingkaran satuan. Hal ini menegaskan bahwa model ARIMA(2,1,1) telah memenuhi kondisi stabilitas, yang merupakan tahap penting dalam memastikan prediksi yang dapat diandalkan. Selain itu, dengan hasil sebelumnya menunjukkan bahwa *error terms* (residu) adalah *white noise*, tidak terdapat indikasi *autocorrelation* yang signifikan dalam model ini.

Dengan kondisi stabilitas terpenuhi dan *error terms* yang merupakan *white noise*, posisi untuk melakukan prediksi nilai-nilai masa depan dari tingkat inflasi sangat baik. Proses prediksi dapat dilakukan dengan tingkat kepercayaan yang tinggi, menghasilkan proyeksi yang akurat dan bermanfaat untuk perencanaan dan pengambilan keputusan di masa mendatang. Dengan demikian, dengan persyaratan-persyaratan tersebut terpenuhi, dapat dilanjutkan dengan keyakinan untuk menghasilkan prediksi yang dapat diandalkan dan relevan terkait dengan tingkat inflasi di Indonesia.

Prediksi Tingkat Inflasi Dengan Menggunakan Model ARIMA (2,1,1)

Model ARIMA (2,1,1) digunakan dalam penelitian ini untuk menganalisis dan memproyeksikan tingkat inflasi di Indonesia berdasarkan data historis. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi pola dan tren dalam data deret waktu, sehingga dapat menghasilkan proyeksi yang lebih akurat. Dengan menggunakan software EViews 12, hasil proyeksi dapat membantu dalam perencanaan kebijakan ekonomi dan pengambilan keputusan terkait stabilitas inflasi.



Gambar 5. Proyeksi Tingkat Inflasi Tahunan Indonesia Tahun 2024 - 2033

Berdasarkan gambar 5, hasil forecasting tingkat inflasi tahunan Indonesia untuk periode 2024–2033 menggunakan model ARIMA(2,1,1), grafik menunjukkan bahwa nilai proyeksi inflasi cenderung stabil di sekitar nol tanpa adanya tren peningkatan atau penurunan yang signifikan. Interval kepercayaan (± 2 Standard Error) terlihat melebar seiring berjalannya waktu, yang mengindikasikan meningkatnya ketidakpastian prediksi dalam jangka panjang.

Stabilitas garis proyeksi utama menunjukkan bahwa model ARIMA tidak menangkap pola kenaikan atau penurunan yang signifikan dalam data historis, sehingga perlu dilakukan evaluasi ulang terhadap spesifikasi model atau penambahan variabel eksternal untuk meningkatkan akurasi prediksi. Ketidakpastian yang meningkat dalam proyeksi dapat menjadi perhatian bagi pembuat kebijakan ekonomi, terutama dalam menentukan strategi pengendalian inflasi ke depan. Untuk lebih jelasnya prediksi tingkat inflasi tahunan di Indonesia pada tahun 2024 – 2033 dapat dilihat pada tabel 4 berikut ini.

Tabel 4. Prediksi Tingkat Inflasi Indonesia Tahun 2024 - 2033

Nilai Prediksi Inflasi	
Tahun	(%)
2024	1.94
2025	1.59
2026	1.44
2027	1.07
2028	0.67
2029	0.31
2030	-0.05
2031	-0.42
2032	-0.78
2033	-1.15

Berdasarkan tabel 4, hasil prediksi tingkat inflasi Indonesia untuk periode 2024–2033 menggunakan model ARIMA(2,1,1), terlihat adanya tren penurunan inflasi secara bertahap dalam kurun waktu sepuluh tahun ke depan. Pada tahun 2024, tingkat inflasi diperkirakan sebesar 1,94%, yang masih berada dalam kisaran inflasi moderat. Namun, seiring berjalannya waktu, inflasi terus mengalami penurunan, mencapai 1,07% pada tahun 2027 dan semakin mendekati nol di tahun-tahun berikutnya. Pada tahun 2030, tingkat inflasi diperkirakan akan berada di -0,05%, yang menunjukkan adanya kemungkinan transisi menuju deflasi. Tren ini semakin jelas di tahun-tahun selanjutnya, dengan nilai inflasi berubah menjadi negatif mulai tahun 2031 (-0,42%), kemudian terus menurun hingga -1,15% pada tahun 2033. Kondisi ini mencerminkan adanya kemungkinan deflasi yang berkelanjutan, di mana harga-harga barang dan jasa mengalami penurunan dalam jangka panjang.

Secara makroekonomi, penurunan inflasi yang moderat bisa berdampak positif karena menunjukkan stabilitas harga yang baik bagi konsumen. Namun, jika inflasi turun terlalu rendah hingga masuk ke zona deflasi, hal ini dapat menimbulkan risiko terhadap pertumbuhan ekonomi. Deflasi yang berkelanjutan dapat menyebabkan penurunan permintaan agregat, yang pada akhirnya dapat memperlambat pertumbuhan ekonomi dan meningkatkan risiko resesi (Alomani et al., 2025)..

Model ARIMA yang digunakan dalam prediksi ini hanya didasarkan pada pola historis inflasi tanpa mempertimbangkan faktor eksternal seperti kebijakan moneter, perubahan harga komoditas global, dan faktor struktural ekonomi lainnya. Oleh karena itu, hasil prediksi ini perlu ditinjau lebih lanjut dengan mempertimbangkan variabel tambahan atau pendekatan model lain guna meningkatkan akurasi dan memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai prospek inflasi Indonesia di masa mendatang.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil prediksi tingkat inflasi Indonesia menggunakan model ARIMA(2,1,1), terlihat adanya tren penurunan inflasi secara bertahap hingga masuk ke zona deflasi pada tahun 2030–2033. Implikasi dari hasil ini menunjukkan bahwa meskipun inflasi yang terkendali dapat mencerminkan stabilitas harga, tren deflasi dalam jangka panjang berpotensi menurunkan permintaan agregat dan memperlambat pertumbuhan ekonomi. Oleh karena itu, hasil ini dapat menjadi pertimbangan bagi pembuat kebijakan dalam merancang strategi fiskal dan moneter yang lebih adaptif guna mencegah risiko deflasi berkepanjangan dan menjaga stabilitas ekonomi.

Namun, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Model ARIMA(2,1,1) yang digunakan hanya mempertimbangkan data historis inflasi tanpa memasukkan variabel eksternal seperti kebijakan moneter, perubahan harga komoditas global, atau faktor struktural lainnya yang dapat memengaruhi inflasi di masa depan. Selain itu, ketidakpastian dalam proyeksi jangka panjang semakin meningkat, sebagaimana terlihat dari melebarannya interval kepercayaan dalam grafik hasil peramalan.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengembangkan model prediksi yang lebih kompleks dengan memasukkan faktor eksternal seperti suku bunga, nilai tukar, serta kebijakan ekonomi makro lainnya agar hasil prediksi lebih akurat. Selain itu, pendekatan alternatif seperti VAR (Vector Autoregression) atau Machine Learning dapat digunakan untuk meningkatkan ketepatan prediksi dan memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai dinamika inflasi di Indonesia. Dengan pendekatan yang lebih holistik, hasil

penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi kebijakan yang lebih efektif dalam menjaga stabilitas ekonomi di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- Alomani, G., Kayid, M., & Abd El-Aal, M. F. (2025). Global inflation forecasting and Uncertainty Assessment: Comparing ARIMA with advanced machine learning. *Journal of Radiation Research and Applied Sciences*, 18(2), 101402. <https://doi.org/10.1016/j.jrras.2025.101402>
- Anugrah, D. F., & Pratama, R. (2019). the Determinants of Inflation: the Case of Indonesia. *Price-Setting Behaviour and Inflation Dynamics in SEACEN Member Economies and Their Implications for Inflation*, 127–144.
- Borkin, D., Nemeth, M., & Nemethova, A. (2019). *Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) for Prediction of Time Series Data* (pp. 470–476). https://doi.org/10.1007/978-3-030-30329-7_42
- Chowdhury, K. B. (2024). Relationships between inflation, output growth, and uncertainty in the era of inflation stabilization: a multicountry study. *Empirical Economics*, 66(2), 623–650. <https://doi.org/10.1007/s00181-023-02473-z>
- Cox, D. J., & Vladescu, J. C. (2023). This math and time thing is cool! Time series decomposition and forecasting behavior. In *Statistics for Applied Behavior Analysis Practitioners and Researchers* (pp. 225–249). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-99885-7.00002-7>
- Feldkircher, M., & Siklos, P. L. (2019). Global inflation dynamics and inflation expectations. *International Review of Economics & Finance*, 64, 217–241. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2019.06.004>
- Feldkircher, M., & Tondl, G. (2020). Global Factors Driving Inflation and Monetary Policy: A Global VAR Assessment. *International Advances in Economic Research*, 26(3), 225–247. <https://doi.org/10.1007/s11294-020-09792-2>
- Hendar. (2016). Inflation mechanisms, expectations and monetary policy in Indonesia 1. *BIS Papers*, 89, 193–203. <https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap89m.pdf>
- Iqbal, M., & Naveed, A. (2016). Forecasting Inflation: Autoregressive Integrated Moving Average Model. *European Scientific Journal, ESJ*, 12(1), 83. <https://doi.org/10.19044/esj.2016.v12n1p83>
- Kenedi, K. (2022). Pengaruh Konsumsi Energi dan Pajak Dengan Mediasi Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Polusi di 9 Negara ASEAN. *Jurnal Bina Bangsa Ekonomika*, 15(1), 201–210. <https://doi.org/10.46306/jbbe.v15i1.156>
- Kenedi, K. (2024). The Nexus Between Financial Stability and Economic Growth in Southeast Asia 1. *Jurnal Economia*, 20(3), 364–373. <https://doi.org/10.21831/economia.v20i1.55968>
- Lee, B., Kim, H., & Tavakoli, A. (2023). The impact of economic growth, inflation and unemployment on subjective financial satisfaction: A New global evidence. *Cogent Economics & Finance*, 11(2). <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2287908>
- McCloud, N., & Taylor, A. (2022). Does inflation targeting matter for international trade? A synthetic control analysis. *Empirical Economics*, 63(5), 2427–2478. <https://doi.org/10.1007/s00181-022-02221-9>
- Mishra, V. K., Mishra, M., Dewangan, B. K., Amulya, P., Choudhury, T., & Kotecha, K. (2024). *Comparative Analysis of ARIMA Time Series Model and Other Techniques for Cloud Workloads Performance Prediction* (pp. 343–350). https://doi.org/10.1007/978-981-99-9707-7_32
- Pourahmadi, M., & Noorbaloochi, S. (2016). Multivariate time series analysis of neuroscience

- data: some challenges and opportunities. *Current Opinion in Neurobiology*, 37, 12–15.
<https://doi.org/10.1016/j.conb.2015.12.006>
- Schildhauer, M. (2018). Data Integration: Principles and Practice. In *Ecological Informatics* (pp. 129–157). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-59928-1_8
- Wahyudi, S. T., Nabella, R. S., & Sari, K. (2021). *Inflation Volatility in Indonesia Using ARIMA Model: Before and During COVID-19* (pp. 151–168).
<https://doi.org/10.1108/S1571-03862021000029A024>
- Živkov, D., Kovačević, J., & Papić-Blagojević, N. (2020). Measuring the effects of inflation and inflation uncertainty on output growth in the central and eastern European countries. *Baltic Journal of Economics*, 20(2), 218–242.
<https://doi.org/10.1080/1406099X.2020.1846877>