EduMatika: Jurnal MIPA
Vol. 5, No. 3, September 2025, pp. 101~114

Modeling inflation in indonesia using the adf stationarity test, garch, and random forest regression based on monthly consumer price index data from 2014 to 2024

Ardicha Appu Sianturi[1], Risca Octaviyani Hutapea[2], Gizka Triyunita Sinaga[3], Enjelita Simangunsong[4]
[1,2,3,4]Universitas Negeri Medan, Indonesia
Email: ardichasianturi@gmail.com; riscaoctaviyanihutapea@gmail.com; gizkatriyunita@gmail.com; enjelitasmsggg@gmail.com

ABSTRAK

Inflasi merupakan salah satu indikator makroekonomi utama yang merefleksikan stabilitas harga serta kondisi perekonomian suatu negara. Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji karakteristik, volatilitas, dan peramalan inflasi bulanan di Indonesia selama periode 2014–2024 dengan memanfaatkan analisis statistik deskriptif, pendekatan deret waktu, serta metode pembelajaran mesin. Hasil analisis deskriptif menunjukkan bahwa inflasi Indonesia memiliki rata-rata sebesar 1,71% dengan standar deviasi 1,32, serta nilai minimum 0,04% dan maksimum 8,36%. Distribusi inflasi bersifat tidak simetris dengan nilai skewness positif sebesar 1,88 dan kurtosis 5,15, yang mengindikasikan keberadaan lonjakan inflasi ekstrem pada beberapa periode pengamatan. Analisis deret waktu mengungkapkan bahwa data inflasi belum sepenuhnya memenuhi asumsi stasioneritas pada level awal, sehingga diperlukan proses diferensiasi sebelum dilakukan pemodelan lanjutan. Estimasi volatilitas menggunakan model GARCH menunjukkan adanya persistensi volatilitas inflasi. Selanjutnya, hasil peramalan dengan metode Random Forest mampu merepresentasikan pola inflasi aktual secara cukup baik pada kondisi normal, meskipun tingkat akurasi menurun pada periode dengan fluktuasi yang tinggi. Secara keseluruhan, pendekatan terintegrasi ini memberikan pemahaman yang lebih menyeluruh mengenai dinamika inflasi Indonesia.
Kata Kunci: inflasi; deret waktu; garch; random forest; Indonesia

ABSTRACT

Inflation is one of the key macroeconomic indicators that reflects price stability and overall economic conditions of a country. This study aims to examine the characteristics, volatility, and forecasting of monthly inflation in Indonesia over the period 2014–2024 by employing descriptive statistical analysis, time series approaches, and machine learning methods. The descriptive results indicate that Indonesia's inflation has an average rate of 1.71% with a standard deviation of 1.32, a minimum value of 0.04%, and a maximum value of 8.36%. The inflation distribution is asymmetric, as evidenced by a positive skewness of 1.88 and a kurtosis value of 5.15, suggesting the presence of extreme inflation spikes during certain observation periods. Time series analysis reveals that the inflation data do not fully satisfy the stationarity assumption at the level form, thus requiring differencing prior to further modeling. Volatility estimation using the GARCH model indicates the existence of inflation volatility persistence. Furthermore, forecasting results using the Random Forest method demonstrate that the model is able to closely track actual inflation patterns under normal conditions, although predictive accuracy declines during periods of heightened volatility. Overall, this integrated approach provides a more comprehensive understanding of the dynamics of inflation in Indonesia.
Keywords: inflation; time series; garch; random forest; Indonesia

Corresponding Author:
Ardicha Appu Sianturi,
Universitas Negeri Medan,
Jl. William Iskandar Ps. V, Kenangan Baru, Kec. Percut Sei Tuan,
Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara 20221, Indonesia
Email: ardichasianturi@gmail.com

1. INTRODUCTION

Inflasi merupakan salah satu indikator makroekonomi yang penting dalam menilai stabilitas ekonomi suatu negara. Kenaikan harga barang dan jasa secara umum dan terus-menerus dapat menurunkan daya beli masyarakat, mengganggu aktivitas produksi, serta memengaruhi kondisi sektor keuangan. Dalam konteks negara berkembang seperti Indonesia, inflasi memiliki implikasi luas terhadap perekonomian karena dapat mengurangi pendapatan riil masyarakat dan meningkatkan ketidakpastian ekonomi. Oleh karena itu, pemantauan dan prediksi inflasi yang akurat diperlukan untuk mendukung perumusan kebijakan moneter serta pengendalian stabilitas harga. Penelitian mengenai perkembangan inflasi di Indonesia juga telah membahas perubahan tingkat inflasi dan faktor-faktor yang berkaitan dengan dinamika ekonomi nasional (Shafwah, 2023; Simon, 2023).

Pergerakan inflasi Indonesia dipengaruhi oleh berbagai kondisi ekonomi yang dapat berubah dari waktu ke waktu. Perubahan harga energi dan komoditas, kondisi perdagangan, serta perkembangan pendapatan nasional merupakan beberapa aspek yang relevan untuk dikaji dalam memahami dinamika inflasi. Simon (2023) membahas faktor-faktor yang memengaruhi inflasi di Indonesia selama pandemi COVID-19, sedangkan Sinaga et al. (2025) mengkaji hubungan pendapatan nasional dengan inflasi di Indonesia pada periode 2022–2024. Selain itu, Mogi dan Lativa (2023) membahas pengaruh ekspor dan impor terhadap pertumbuhan ekonomi Indonesia. Meskipun penelitian tersebut memiliki fokus yang berbeda, kajian-kajian tersebut memberikan konteks bahwa dinamika makroekonomi perlu dipertimbangkan dalam analisis perkembangan harga. Perubahan kondisi ekonomi tersebut juga memperkuat kebutuhan terhadap metode yang dapat menggambarkan pola historis dan mendukung prediksi inflasi.

Salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam analisis deret waktu adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ini digunakan untuk menggambarkan pola historis suatu variabel berdasarkan hubungan dengan nilai masa lalu dan komponen galat. Dalam konteks Indonesia, Rachman et al. (2023) mengkaji peramalan tingkat inflasi menggunakan ARIMA, sedangkan Putri dan Zilrahmi (2025) menerapkan metode ARIMA untuk memprediksi tingkat inflasi Indonesia. Anisa et al. (2025) juga mengkaji penerapan model ARIMA–GARCH untuk peramalan inflasi bulanan Indonesia. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan relevansi model deret waktu dalam kajian peramalan inflasi, sekaligus menjadi landasan untuk mengevaluasi pendekatan yang dapat menangkap karakteristik data secara lebih komprehensif.

Sebelum pemodelan deret waktu dilakukan, stasioneritas data perlu diperiksa untuk mengetahui apakah karakteristik statistik data relatif konstan sepanjang waktu. Data yang tidak stasioner dapat menyebabkan interpretasi model menjadi kurang tepat apabila sifat tersebut tidak ditangani sesuai kebutuhan. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menguji keberadaan akar unit adalah *Augmented Dickey–Fuller* (ADF). Hasil pengujian ini dapat digunakan untuk menentukan apakah data dapat dimodelkan pada tingkat awal atau memerlukan transformasi, seperti *differencing*. Dengan demikian, pengujian ADF menjadi tahap awal yang penting dalam menyusun prosedur analisis inflasi sebelum model deret waktu dan volatilitas diterapkan.

Selain perubahan rata-rata, data inflasi juga dapat memperlihatkan perubahan varians dari satu periode ke periode lainnya. Kondisi tersebut perlu diperiksa karena model yang mengasumsikan varians konstan belum tentu mampu merepresentasikan dinamika volatilitas secara memadai. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH), yang memungkinkan varians bersyarat berubah mengikuti informasi pada periode sebelumnya. Ratnasari dan Nitivijaya (2018) mengkaji pemodelan inflasi Indonesia menggunakan GARCH, sedangkan Salsabila et al. (2022) menerapkan model ARCH/GARCH dalam prediksi laju inflasi bulanan Indonesia. Salimah dan Satrianto (2025) juga mengkaji volatilitas dan peramalan inflasi di Indonesia. Selain pada data inflasi, pendekatan ARCH–GARCH telah digunakan untuk menganalisis volatilitas saham, sebagaimana ditunjukkan oleh Antika et al. (2025) dan Maulana (2022). Kajian-kajian tersebut menjadi dasar untuk mengevaluasi penggunaan GARCH dalam menggambarkan dinamika volatilitas inflasi Indonesia.

Di sisi lain, perkembangan metode pembelajaran mesin (*machine learning*) membuka peluang untuk mengembangkan pendekatan prediksi yang mampu menangkap hubungan nonlinier dalam data. Baybuza (2018) membahas penggunaan metode *machine learning* untuk peramalan inflasi, sedangkan Badrawani (2025) mengkaji pendekatan *machine learning* yang dapat diinterpretasikan untuk memprediksi inflasi menggunakan data sistem pembayaran di Indonesia. Iftikhar et al. (2025) juga membandingkan pendekatan deret waktu univariat dan multivariat untuk peramalan inflasi. Penelitian tersebut relevan untuk menunjukkan bahwa pengembangan model prediksi inflasi tidak terbatas pada satu pendekatan statistik. Random Forest Regression menjadi salah satu metode yang dapat dievaluasi karena mampu memodelkan hubungan nonlinier antara variabel prediktor dan target. Pada bidang lain, Abrori dan Subhiyakto (2025) membandingkan akurasi Random Forest dan *Logistic Regression* dalam klasifikasi kanker payudara. Meskipun konteks penelitiannya

berbeda, studi tersebut memberikan contoh penerapan Random Forest untuk tugas prediksi berbasis data, tetapi hasilnya tidak dapat langsung dijadikan bukti keunggulan metode tersebut dalam peramalan inflasi.

Berdasarkan penelitian terdahulu tersebut, ARIMA telah digunakan untuk memprediksi inflasi, sedangkan GARCH diterapkan untuk memodelkan volatilitas dan mendukung analisis inflasi. Metode *machine learning* juga telah dikaji dalam konteks peramalan inflasi. Namun, masih terdapat ruang untuk mengevaluasi integrasi pengujian stasioneritas menggunakan ADF, pemodelan volatilitas dengan GARCH, dan prediksi menggunakan Random Forest Regression dalam satu kerangka analisis untuk data inflasi Indonesia. Pendekatan ini diharapkan dapat menggabungkan pemeriksaan karakteristik deret waktu, informasi mengenai volatilitas, dan kemampuan pembelajaran hubungan nonlinier. Meskipun demikian, manfaat integrasi tersebut perlu dibuktikan melalui hasil eksperimen dan evaluasi kinerja prediksi, bukan diasumsikan lebih unggul sejak awal.

Penelitian ini menggunakan data Indeks Harga Konsumen (IHK) bulanan Indonesia periode 2014–2024 sebagai dasar analisis. Tahapan penelitian mencakup pengujian stasioneritas menggunakan ADF, estimasi model GARCH untuk menggambarkan volatilitas, serta pembangunan model Random Forest Regression untuk memprediksi inflasi jangka pendek. Informasi volatilitas hasil GARCH akan dipertimbangkan bersama variabel *lag* inflasi sebagai prediktor dalam model Random Forest Regression. Kinerja prediksi dievaluasi pada horizon satu hingga tiga bulan ke depan menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Dengan rancangan tersebut, penelitian ini diarahkan untuk menjawab apakah data yang dianalisis bersifat stasioner, bagaimana GARCH menggambarkan dinamika volatilitas inflasi, seberapa baik Random Forest Regression memprediksi inflasi jangka pendek, serta bagaimana hasilnya dapat diinterpretasikan dalam konteks pengambilan keputusan ekonomi.

Penelitian ini bertujuan menguji stasioneritas data menggunakan ADF, mengestimasi dan menginterpretasikan model GARCH, serta membangun dan mengevaluasi model prediksi inflasi menggunakan Random Forest Regression. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan RMSE, MAE, dan MAPE untuk mengetahui tingkat kesalahan prediksi pada horizon satu hingga tiga bulan. Secara teoretis, penelitian ini diharapkan berkontribusi terhadap pengembangan kajian pemodelan inflasi melalui penerapan metode statistik dan *machine learning*. Secara metodologis, rangkaian ADF, GARCH, dan Random Forest Regression diharapkan dapat menjadi acuan bagi penelitian lanjutan yang menggabungkan pengujian stasioneritas, pemodelan volatilitas, dan prediksi deret waktu. Secara praktis, hasil penelitian diharapkan memberikan informasi tambahan untuk mendukung pemantauan dan prediksi inflasi jangka pendek serta menjadi bahan pertimbangan dalam pengembangan sistem peringatan dini (*early warning system*). Secara akademik, penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi mahasiswa dan peneliti yang mengkaji inflasi, analisis deret waktu, volatilitas, dan penerapan *machine learning* dalam bidang ekonomi.

2. LITERATURE REVIEW

A. Inflasi dan Indeks Harga Konsumen (IHK)

Inflasi merupakan gejala ekonomi yang mencerminkan kenaikan harga barang dan jasa secara umum dan terus-menerus dalam suatu periode. Perubahan harga tersebut dapat memengaruhi daya beli masyarakat, pola konsumsi rumah tangga, keputusan investasi, serta biaya produksi. Simon (2023) membahas bahwa tekanan inflasi selama pandemi COVID-19 berkaitan dengan guncangan permintaan dan penawaran, termasuk pembatasan mobilitas, gangguan distribusi logistik, dan perlambatan aktivitas produksi. Hal ini menunjukkan bahwa inflasi merupakan fenomena ekonomi yang dipengaruhi oleh berbagai faktor domestik dan eksternal.

Indikator yang digunakan untuk memantau perubahan harga adalah Indeks Harga Konsumen (IHK), yang menggambarkan perubahan harga barang dan jasa yang dikonsumsi rumah tangga. Pergerakan IHK menjadi dasar penting dalam menganalisis perkembangan inflasi dan mendukung perumusan kebijakan stabilisasi harga. Oleh karena itu, analisis data IHK secara berkala diperlukan untuk memahami dinamika perubahan harga serta mendukung pengembangan model prediksi inflasi.

B. Time Series Ekonomi

Analisis deret waktu (*time series analysis*) digunakan untuk mempelajari pola perubahan suatu variabel berdasarkan urutan waktu. Data ekonomi, termasuk inflasi dan IHK, dapat menunjukkan tren, fluktuasi, pola musiman, serta perubahan yang berkaitan dengan kondisi ekonomi tertentu. Pradana (2025) menekankan pentingnya mengidentifikasi karakteristik data sebelum menentukan model peramalan. Perubahan kebijakan, kondisi perdagangan, harga komoditas global, dan kejadian ekonomi yang tidak terduga dapat memengaruhi pola data sehingga pemodelan perlu disesuaikan dengan karakteristik deret waktu yang dianalisis.

Salah satu karakteristik yang perlu diperiksa dalam analisis deret waktu adalah stasioneritas. Data dikatakan stasioner apabila karakteristik statistiknya, seperti rata-rata dan varians, relatif stabil sepanjang waktu. Data yang tidak stasioner dapat menimbulkan hubungan semu (*spurious regression*) apabila

dimodelkan tanpa penanganan yang sesuai. Oleh karena itu, pemeriksaan karakteristik data merupakan tahap penting sebelum menerapkan metode statistik maupun pembelajaran mesin (*machine learning*).

C. Uji Stasioneritas Menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Stasioneritas merupakan salah satu dasar dalam analisis deret waktu karena berkaitan dengan kestabilan karakteristik statistik suatu variabel. Data yang tidak stasioner berpotensi menghasilkan hubungan semu ketika digunakan dalam pemodelan. Salah satu metode yang digunakan untuk menguji keberadaan akar unit adalah *Augmented Dickey–Fuller* (ADF). Bentuk umum persamaan ADF dalam naskah ini adalah sebagai berikut.

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Pengujian dilakukan dengan menilai signifikansi koefisien γ. Jika nilai statistik ADF yang dihitung:

$$ADF = \frac{\hat{\gamma}}{SE(\hat{\gamma})} \quad (2)$$

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi hipotesis nol yang menyatakan bahwa data mengandung akar unit. Keputusan pengujian didasarkan pada perbandingan statistik ADF dengan nilai kritis yang sesuai atau pada nilai probabilitas (*p-value*). Apabila hipotesis nol ditolak, terdapat bukti statistik bahwa data tidak mengandung akar unit berdasarkan spesifikasi pengujian yang digunakan. Khairani dan Sitompul (2024), sebagaimana dirujuk dalam naskah sumber, mengkaji karakteristik stasioneritas sejumlah variabel ekonomi, termasuk inflasi, ekspor, dan impor. Dengan demikian, pengujian ADF diperlukan untuk menentukan tahapan prapemodelan yang sesuai sebelum analisis inflasi dilanjutkan.

D. Model Volatilitas: Pendekatan GARCH dan ARCH

Volatilitas menggambarkan tingkat perubahan atau ketidakpastian suatu variabel sepanjang waktu. Pada data deret waktu, volatilitas dapat menunjukkan pola pengelompokan (*volatility clustering*), yaitu periode dengan fluktuasi besar yang cenderung diikuti periode berfluktuasi besar, sedangkan periode dengan fluktuasi kecil cenderung diikuti periode berfluktuasi kecil. Model *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) yang diperkenalkan oleh Engle (1982) dan pengembangannya, yaitu *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) oleh Bollerslev (1986), dapat digunakan untuk memodelkan varians bersyarat yang berubah dari waktu ke waktu. Model GARCH(1,1) dirumuskan sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

Pada persamaan tersebut, σ_t^2 merupakan varians bersyarat pada waktu t, ω adalah konstanta, α menunjukkan pengaruh kuadrat residual periode sebelumnya, dan β mengindikasikan pengaruh varians bersyarat periode sebelumnya. Jumlah parameter $\alpha + \beta$ digunakan untuk menilai tingkat persistensi volatilitas dalam model GARCH(1,1) standar. Salsabila et al. (2022) menerapkan model ARCH/GARCH untuk memprediksi laju inflasi bulanan Indonesia, sedangkan Ratnasari dan Nitivijaya (2018) mengkaji pemodelan inflasi Indonesia menggunakan GARCH. Selain itu, Salimah dan Satrianto (2025) menganalisis volatilitas serta peramalan inflasi di Indonesia. Tinjauan dari penelitian-penelitian tersebut menjadi landasan akademis dalam mengevaluasi keandalan model GARCH untuk menggambarkan dinamika volatilitas inflasi.

E. Random Forest Regression dalam Prediksi Ekonomi

Random Forest Regression merupakan metode *ensemble learning* yang membangun sejumlah pohon keputusan (*decision trees*) dari sampel data dan subset fitur yang bervariasi, kemudian menggabungkan hasil prediksinya untuk menghasilkan estimasi akhir. Metode ini dapat digunakan untuk mempelajari hubungan nonlinier antara variabel prediktor dan variabel target. Kemampuan tersebut menjadikan Random Forest Regression sebagai salah satu alternatif yang dapat dievaluasi dalam peramalan indikator ekonomi yang dipengaruhi oleh berbagai faktor.

Abrori dan Subhiyakto (2025) membandingkan Random Forest dengan *Logistic Regression* pada klasifikasi kanker payudara. Meskipun konteks penelitian tersebut berbeda dari peramalan inflasi, penelitian itu memberikan contoh penerapan Random Forest pada data yang memiliki karakteristik kompleks. Dalam konteks peramalan ekonomi, kinerja Random Forest Regression tetap perlu diuji berdasarkan karakteristik data, pemilihan variabel prediktor, rancangan pengujian, dan hasil pengukuran kesalahan prediksi.

F. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa analisis inflasi telah dilakukan menggunakan berbagai pendekatan statistik. Rachman et al. (2023) mengkaji peramalan tingkat inflasi Indonesia menggunakan ARIMA, sedangkan Putri dan Zilrahmi (2025) menerapkan ARIMA untuk meramalkan tingkat inflasi Indonesia. Anisa et al. (2025) membahas penerapan model ARIMA–GARCH untuk peramalan inflasi bulanan Indonesia. Salsabila et al. (2022) dan Ratnasari dan Nitivijaya (2018) mengkaji penggunaan ARCH/GARCH atau GARCH dalam analisis inflasi. Penelitian-penelitian tersebut relevan sebagai dasar pemilihan metode statistik untuk menganalisis pola dan volatilitas inflasi.

Di sisi lain, Baybuza (2018) membahas peramalan inflasi menggunakan metode *machine learning*, sedangkan Iftikhar et al. (2025) mengkaji peramalan inflasi melalui model deret waktu univariat dan

multivariat. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa pengembangan model prediksi inflasi dapat dilakukan melalui berbagai pendekatan, baik model statistik maupun metode pembelajaran mesin. Namun, kinerja masing-masing pendekatan perlu dinilai berdasarkan karakteristik data dan hasil evaluasi yang diperoleh.

G. Gap Penelitian

Berdasarkan kajian penelitian terdahulu, masih terdapat ruang untuk mengevaluasi integrasi pengujian stasioneritas menggunakan ADF, pemodelan volatilitas menggunakan GARCH, dan peramalan menggunakan Random Forest Regression dalam satu rangkaian analisis inflasi Indonesia. Ketiga pendekatan tersebut memiliki fungsi yang berbeda. ADF digunakan untuk menguji keberadaan akar unit, GARCH digunakan untuk memodelkan varians bersyarat apabila karakteristik data mendukung penggunaannya, sedangkan Random Forest Regression digunakan untuk mempelajari hubungan prediktif antara variabel masukan dan target.

Integrasi tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai karakteristik data, dinamika volatilitas, dan kemampuan prediksi inflasi. Dalam penelitian ini, informasi volatilitas hasil GARCH akan dipertimbangkan bersama variabel *lag* inflasi sebagai masukan bagi Random Forest Regression. Kinerja prediksi kemudian dievaluasi menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Efektivitas pendekatan terintegrasi ini akan dinilai secara empiris melalui hasil evaluasi model, bukan diasumsikan lebih unggul sejak awal.

3. RESEARCH METHOD

A. Jenis dan Pendekatan Peneliitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis deret waktu (*time series*). Pendekatan ini dipilih karena tujuan utama penelitian adalah mengukur dan memodelkan dinamika inflasi Indonesia secara numerik berdasarkan data bulanan yang tersusun secara kronologis.

Penelitian ini juga bersifat eksplanatori karena tidak hanya berfokus pada peramalan inflasi, tetapi juga menganalisis karakteristik statistik data, meliputi stasioneritas, volatilitas, dan potensi hubungan nonlinier. Pendekatan ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang membahas pemodelan volatilitas inflasi di Indonesia menggunakan metode ARCH/GARCH serta pendekatan peramalan yang mempertimbangkan karakteristik data deret waktu (COSTING Journal, 2025).

Selain itu, penelitian ini mengombinasikan metode ekonometrika dan pembelajaran mesin melalui tahapan analisis yang mencakup uji Augmented Dickey–Fuller (ADF), pemodelan ARIMA/GARCH, dan *Random Forest Regression*. Kombinasi tersebut digunakan untuk menganalisis stasioneritas data, memodelkan pola temporal dan volatilitas, serta menghasilkan prediksi inflasi. Pendekatan ini didukung oleh penelitian Baybuza (2018), yang mengkaji penggunaan metode *machine learning* untuk peramalan inflasi dan membandingkan kinerjanya dengan model peramalan tradisional, termasuk *Random Walk* dan model autoregresif.

B. Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa deret waktu bulanan yang mencakup Indeks Harga Konsumen (IHK) dan/atau tingkat inflasi Indonesia selama periode Januari 2014 hingga Desember 2024. Data tersebut bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan dinyatakan dalam satuan persentase (%) untuk variabel tingkat inflasi, sedangkan IHK menggunakan satuan indeks. Penelitian terdahulu mengenai inflasi Indonesia juga memanfaatkan data IHK atau inflasi bulanan dari BPS untuk pemodelan ARIMA–GARCH dan analisis volatilitas (COSTING Journal, 2025; Anisa et al., 2025). Data yang digunakan bersifat kuantitatif dan dianalisis menggunakan teknik statistika serta ekonometrika deret waktu untuk mengidentifikasi pola temporal, menguji stasioneritas, memodelkan volatilitas, dan mendukung peramalan inflas.

C. Variabel dan Transformasi Data

1) Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* meliputi pemeriksaan dan pembersihan data, normalisasi nilai menggunakan *MinMaxScaler*, serta pembentukan *sliding window* sepanjang 60 minggu. Setiap 60 data historis digunakan sebagai masukan untuk memprediksi harga emas pada periode berikutnya.

Variabel terikat adalah inflasi bulanan Indonesia (Y_t), dihitung dari perubahan relatif IHK:

$$\text{Inflasi}_t = \frac{IHK_t - IHK_{t-1}}{IHK_{t-1}} \times 100 \quad (4)$$

Atau dalam bentuk log return:

$$\text{Inf}_t = \ln(IHK_t) - \ln(IHK_{t-1}) \quad (5)$$

Transformasi logaritmik membantu menstabilkan varians pada data ekonomi.

2) Variabel Terikat

Pemilihan Variabel terikat dalam penelitian ini adalah tingkat inflasi bulanan Indonesia yang menjadi target prediksi menggunakan model ARIMA, ARIMA–GARCH, dan Random Forest Regression. Pada model ARIMA dan ARIMA–GARCH, pemodelan dilakukan dengan mempertimbangkan nilai lag inflasi dan lag error untuk merepresentasikan pola ketergantungan temporal dalam data. Pemilihan orde ARIMA dilakukan berdasarkan nilai Akaike Information Criterion (AIC), dengan model terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC terkecil. Penelitian Anisa et al. (2025) menunjukkan bahwa ARIMA (2,0,2) menjadi model terbaik untuk peramalan inflasi Indonesia berdasarkan data dan pengujian yang digunakan dalam penelitian tersebut.

Sementara itu, pada model Random Forest Regression, prediksi inflasi dilakukan dengan menggunakan sejumlah variabel prediktor, yaitu lag inflasi, lag Indeks Harga Konsumen (IHK), dan varians kondisional yang diperoleh dari model GARCH. Variabel dummy kalender juga dapat ditambahkan sebagai prediktor opsional untuk merepresentasikan pengaruh periode tertentu terhadap pola inflasi. Penggunaan fitur berbasis lag bertujuan untuk membantu model mempelajari pola historis dan hubungan nonlinier dalam data. Pendekatan ini sejalan dengan penelitian Baybuza (2018), yang mengkaji penerapan metode machine learning, termasuk Random Forest, untuk peramalan inflasi dan potensinya dalam menangkap pola kompleks pada data ekonomi..

D. Prosedur Analisis

1) Statistik Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan untuk mengidentifikasi karakteristik inflasi Indonesia selama periode Januari 2014 hingga Desember 2024. Analisis ini mencakup pengamatan terhadap tren inflasi, pola musiman, serta fluktuasi yang signifikan selama periode penelitian. Hasil analisis deskriptif digunakan untuk memperoleh gambaran awal mengenai dinamika inflasi sebelum dilakukan pengujian stasioneritas, pemodelan ARIMA–GARCH, dan peramalan menggunakan Random Forest Regression. Penelitian terdahulu mengenai inflasi Indonesia juga membahas volatilitas inflasi dan keterkaitannya dengan perubahan kondisi ekonomi serta kebijakan harga (COSTING Journal, 2025).

2) Uji Stasioneritas (ADF)

Uji stasioneritas dilakukan menggunakan metode Augmented Dickey–Fuller (ADF) untuk mengetahui apakah data inflasi Indonesia memiliki sifat stasioner pada level. Data dikatakan stasioner apabila karakteristik statistiknya, seperti rata-rata, varians, dan kovarians terhadap lag, relatif konstan sepanjang waktu. Pengujian ini menjadi tahap awal sebelum pemodelan deret waktu menggunakan ARIMA dan analisis volatilitas dengan GARCH. Keputusan pengujian didasarkan pada nilai probabilitas (p-value) dan tingkat signifikansi yang ditetapkan. Apabila nilai p-value lebih kecil dari 0,05, hipotesis nol yang menyatakan adanya akar unit ditolak sehingga data dinyatakan stasioner pada spesifikasi pengujian yang digunakan.

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \gamma_i \Delta Z_{t-i} + \mu_t \quad (6)$$

Model pengujian ADF dituliskan pada Persamaan (6). Penelitian Anisa et al. (2025) menggunakan pendekatan ARIMA–GARCH untuk peramalan inflasi Indonesia. Namun, kesimpulan mengenai stasioneritas inflasi pada level perlu didasarkan pada hasil uji ADF terhadap data dan periode penelitian yang digunakan. Oleh karena itu, penelitian ini tetap melakukan pengujian ADF pada data inflasi bulanan periode Januari 2014 hingga Desember 2024 untuk menentukan apakah diferensiasi diperlukan sebelum pemodelan ARIMA.

3) Identifikasi dan Estimasi ARIMA

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) digunakan untuk memodelkan pola temporal dan melakukan peramalan inflasi berdasarkan data historis. Pemilihan model dilakukan dengan mempertimbangkan nilai Akaike Information Criterion (AIC), dengan model terbaik ditentukan berdasarkan nilai AIC terkecil di antara model yang dibandingkan. Penelitian Anisa et al. (2025) melaporkan bahwa ARIMA(2,0,2) menghasilkan nilai AIC terkecil untuk peramalan inflasi Indonesia pada data dan konfigurasi yang digunakan dalam penelitian tersebut..

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (7)$$

Model ARIMA yang telah dipilih selanjutnya dievaluasi melalui analisis residual untuk memastikan bahwa residual memenuhi karakteristik white noise, yaitu tidak menunjukkan pola autokorelasi yang signifikan. Apabila residual masih menunjukkan efek heteroskedastisitas bersyarat atau efek ARCH, pemodelan dapat dilanjutkan dengan pendekatan GARCH untuk menangkap dinamika volatilitas yang belum terakomodasi oleh model ARIMA. Dengan demikian, ARIMA digunakan untuk memodelkan pola rata-rata bersyarat inflasi, sedangkan GARCH digunakan untuk memodelkan varians bersyarat residual apabila terdapat bukti statistik yang mendukung penggunaannya (Anisa et al., 2025).

4) Uji ARCH–LM

Uji *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity–Lagrange Multiplier* (ARCH-LM) digunakan untuk mendeteksi keberadaan efek ARCH pada residual model ARIMA. Pengujian ini bertujuan untuk

mengetahui apakah varians residual menunjukkan pola heteroskedastisitas bersyarat, yaitu ketika varians residual pada suatu periode dipengaruhi oleh kuadrat residual pada periode sebelumnya. Keberadaan efek ARCH menunjukkan bahwa varians residual tidak konstan dan terdapat pola yang dapat dimodelkan lebih lanjut menggunakan pendekatan ARCH/GARCH.

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_m \hat{\varepsilon}_{t-m}^2 + u_t \quad (8)$$

Secara umum, statistik uji autoregressive conditional heteroskedasticity-Lagrange multiplier (ARCH-LM) dihitung berdasarkan jumlah observasi (n) dikalikan dengan koefisien determinasi (R^2) dari regresi bantu kuadrat residual terhadap lag kuadrat residual ($LM = nR^2$). Statistik pengujian tersebut kemudian dibandingkan dengan nilai kritis dari distribusi chi-kuadrat (χ^2) sesuai dengan derajat kebebasan yang ditetapkan. Apabila nilai signifikansi statistik ($p < 0{,}05$), hipotesis nol (H_0) yang menyatakan tidak terdapat efek ARCH ditolak. Hal ini mengindikasikan bahwa terdapat bukti statistik mengenai keberadaan efek ARCH pada residual model ARIMA. Penelitian terdahulu mengenai volatilitas inflasi di Indonesia juga melaporkan keberadaan efek ARCH pada sejumlah kelompok inflasi, sehingga memperkuat urgensi pengujian heteroskedastisitas sebelum melakukan pemodelan volatilitas menggunakan ARCH/GARCH (COSTING Journal, 2025).

5) Pemodelan GARCH

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* GARCH(1,1) digunakan untuk memodelkan volatilitas inflasi dengan mempertimbangkan pengaruh kuadrat residual pada periode sebelumnya dan varians kondisional periode sebelumnya. Model ini dapat membantu mengidentifikasi pola perubahan volatilitas dari waktu ke waktu, termasuk fenomena *volatility clustering*, yaitu kondisi ketika periode dengan volatilitas tinggi cenderung diikuti oleh periode dengan volatilitas tinggi, sedangkan periode dengan volatilitas rendah cenderung diikuti oleh periode dengan volatilitas rendah. Fenomena tersebut menjadi salah satu karakteristik yang perlu diperhatikan dalam pemodelan deret waktu ekonomi, termasuk inflasi Indonesia (COSTING Journal, 2025). Secara matematis, model GARCH(1,1) dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (9)$$

Pada persamaan tersebut, σ_t^2 merupakan varians bersyarat pada periode t, ω adalah konstanta, α merupakan koefisien pengaruh kuadrat residual periode sebelumnya, ε_{t-1}^2 adalah kuadrat residual periode sebelumnya, β merupakan koefisien pengaruh varians bersyarat periode sebelumnya, dan σ_{t-1}^2 menyatakan varians bersyarat pada periode sebelumnya. Nilai $\alpha + \beta$ digunakan untuk menilai tingkat persistensi volatilitas. Nilai yang mendekati satu menunjukkan bahwa dampak guncangan (*shock*) terhadap volatilitas cenderung bertahan lama, sedangkan nilai yang melebihi satu mengindikasikan bahwa kondisi stasioneritas varians tidak terpenuhi dalam spesifikasi GARCH(1,1) standar. Dalam penelitian ini, model GARCH diterapkan untuk mengestimasi volatilitas bersyarat inflasi, yang selanjutnya dimanfaatkan sebagai salah satu fitur masukan pada model *Random Forest Regression*. Penggabungan ini bertujuan untuk menyuplai informasi dinamika volatilitas kepada model pembelajaran mesin (*machine learning*), sehingga dapat dipertimbangkan bersama fitur historis lainnya dalam proses peramalan inflasi (Anisa et al., 2025).

6) Pembangunan Random Forest Regression

Random Random Forest Regression merupakan metode pembelajaran mesin yang menggabungkan sejumlah pohon keputusan melalui teknik bagging (bootstrap aggregating) untuk menghasilkan prediksi yang lebih stabil. Metode ini mampu menangkap hubungan nonlinier antara variabel prediktor dan variabel target sehingga berpotensi digunakan untuk memodelkan pola inflasi yang kompleks. Baybuza (2018) menunjukkan bahwa metode machine learning, termasuk Random Forest, dapat bersaing dengan model autoregresi dalam peramalan inflasi Rusia.

Dalam penelitian ini, fitur yang digunakan pada model Random Forest Regression meliputi lag inflasi, lag Indeks Harga Konsumen (IHK), volatilitas yang diperoleh dari model GARCH, dan variabel dummy musiman. Fitur-fitur tersebut digunakan untuk merepresentasikan pola historis inflasi, perubahan tingkat harga, dinamika volatilitas, serta kemungkinan pola musiman. Kinerja model dioptimalkan melalui penyetelan hiperparameter, seperti jumlah pohon (n_estimators), kedalaman maksimum pohon (max_depth), jumlah minimum sampel untuk membagi simpul (min_samples_split), dan jumlah minimum sampel pada simpul daun (min_samples_leaf). Penyetelan dilakukan untuk memperoleh konfigurasi model yang memberikan kinerja peramalan terbaik berdasarkan data validasi.

7) Evaluasi Model (RMSE, MAE, MAPE)

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan tiga metrik, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Ketiga metrik tersebut digunakan untuk mengukur perbedaan antara nilai inflasi aktual dan nilai inflasi hasil prediksi. MAE mengukur rata-rata nilai absolut kesalahan prediksi, RMSE mengukur akar dari rata-rata kuadrat kesalahan sehingga memberikan penalti lebih besar terhadap kesalahan yang bernilai tinggi, sedangkan MAPE mengukur rata-rata kesalahan prediksi dalam bentuk persentase. Penggunaan MAE umum diterapkan dalam penelitian peramalan deret waktu (Suryanto & Muqtadir, 2019), sedangkan MAPE juga digunakan dalam penelitian peramalan

inflasi Indonesia dengan model ARIMA–GARCH (Anisa et al., 2025). Secara matematis, MAE, RMSE, dan MAPE dirumuskan sebagai berikut.

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} | \hat{y}_i - y_i | \quad (10)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (11)$$

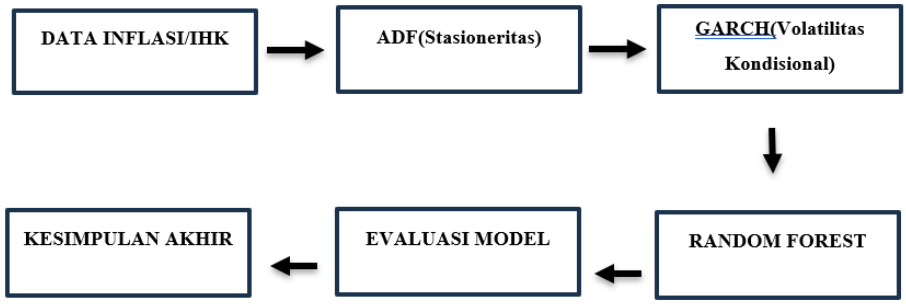
$$\text{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\% \quad (12)$$

Pada persamaan tersebut, n merupakan jumlah observasi yang dievaluasi, y_t adalah nilai inflasi aktual pada periode t, dan $\hat{y}_t$ adalah nilai inflasi hasil prediksi pada periode yang sama. Nilai *mean absolute error* (MAE), *root mean square error* (RMSE), dan *mean absolute percentage error* (MAPE) yang lebih rendah mengindikasikan bahwa hasil prediksi model semakin akurat atau mendekati nilai aktual. Namun, MAPE tidak dapat dihitung apabila terdapat nilai aktual (y_t) yang bernilai nol. Oleh karena itu, karakteristik data perlu diperiksa terlebih dahulu sebelum metrik evaluasi tersebut diterapkan untuk mengukur kinerja peramalan model.

8) Validasi dan Interpretasi

Validasi model dilakukan melalui tiga tahapan. Pertama, diagnostik residual dilakukan untuk memeriksa apakah residual model ARIMA–GARCH memenuhi karakteristik white noise serta untuk mengidentifikasi keberadaan heteroskedastisitas, sehingga kesesuaian model dapat dievaluasi. Kedua, perbandingan performa model dilakukan dengan membandingkan hasil peramalan ARIMA, ARIMA–GARCH, Random Forest (RF), dan model naïve sebagai pembanding sederhana untuk menentukan model yang memberikan hasil prediksi terbaik. Ketiga, interpretasi ekonomi dilakukan dengan mengkaji hasil pemodelan dalam konteks kondisi ekonomi Indonesia, misalnya dengan menelaah kemungkinan hubungan antara volatilitas inflasi dan guncangan harga energi, pangan, atau kebijakan harga. Interpretasi tersebut digunakan untuk memberikan konteks ekonomi terhadap hasil peramalan, dengan tetap mempertimbangkan bahwa hubungan yang ditemukan tidak secara langsung membuktikan hubungan sebab-akibat (COSTING Journal, 2025).

E. Flowchart Penelitian



Gambar 1. Flowchart Metode Penelitian

4. RESULTS AND DISCUSSION

A. Statistik Deskriptif

Analisis statistik deskriptif dilakukan untuk memberikan gambaran awal mengenai karakteristik variabel inflasi bulanan di Indonesia selama periode 2014–2024. Statistik ini mencakup ukuran pemusatan, penyebaran, serta bentuk distribusi data inflasi yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Statistik Deskriptif

Variabel	Mean	Median	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum	Skewness	Kurtosis	Observasi
Inflasi	1,7083	1,29	1,3197	0,04	8,36	1,8770	5,1549	120

Berdasarkan hasil statistik deskriptif, inflasi periode 2014–2024 memiliki nilai rata-rata 1,71% dan median 1,29%, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar tingkat inflasi bulanan cenderung berada di bawah rata-ratanya. Standar deviasi sebesar 1,32 menunjukkan adanya variasi inflasi yang cukup signifikan. Skewness yang bernilai positif (1,88) menandakan distribusi inflasi condong ke kanan, sementara nilai kurtosis 5,15 mengisyaratkan distribusi yang bersifat leptokurtik, sehingga terdapat beberapa periode dengan kenaikan inflasi yang tergolong ekstrem.

B. Grafik Time Series Inflasi

Gambar 2 menyajikan pergerakan inflasi bulanan Indonesia selama periode 2014–2024. Grafik ini memberikan gambaran dinamika inflasi dari waktu ke waktu, sekaligus menunjukkan adanya fluktuasi dan

lonjakan inflasi pada periode-periode tertentu yang mencerminkan respons perekonomian terhadap berbagai kondisi domestik maupun global.



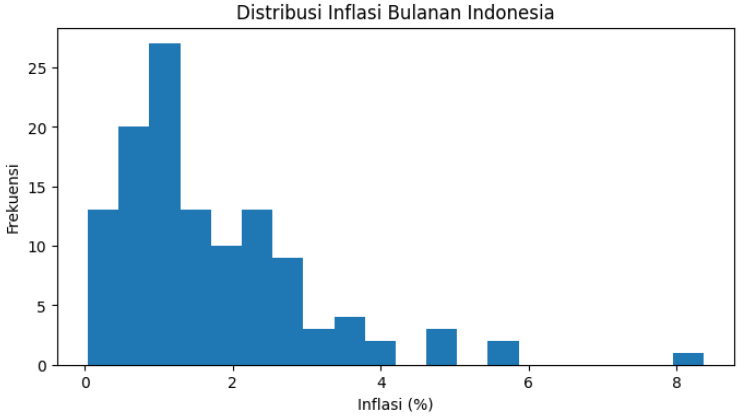
Gambar 2. Pergerakan Inflasi Bulanan Indonesia (2014-2024)

Berdasarkan Gambar 2, inflasi bulanan di Indonesia terlihat berfluktuasi dengan beberapa kenaikan yang cukup tajam, khususnya pada pertengahan periode pengamatan dan sekitar tahun 2022. Setelah terjadi lonjakan tersebut, tingkat inflasi umumnya kembali menurun dan bergerak lebih stabil pada periode selanjutnya, yang mencerminkan adanya kecenderungan pengendalian dan stabilisasi harga dalam jangka menengah.

C. Histrogram dan Boxplot

1) Histogram

Untuk melihat pola distribusi data inflasi bulanan Indonesia, digunakan histogram yang menggambarkan sebaran frekuensi inflasi selama periode pengamatan.

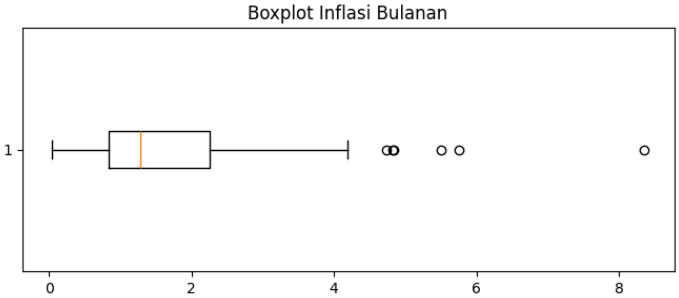


Gambar 3. Distribusi Inflasi Bulanan Indonesia

Berdasarkan Gambar 3, sebaran inflasi bulanan memperlihatkan distribusi yang tidak simetris dan memiliki kemencengan ke arah kanan. Mayoritas nilai inflasi berada pada rentang rendah hingga menengah, sementara hanya sebagian kecil observasi yang menunjukkan tingkat inflasi yang relatif tinggi. Pola ini menunjukkan bahwa kenaikan inflasi yang tajam terjadi pada periode-periode tertentu, namun tidak mendominasi keseluruhan distribusi data.

2) Boxplot

Selain histogram, boxplot digunakan untuk mengidentifikasi sebaran data, nilai median, serta keberadaan pencilan (outlier) pada inflasi bulanan.

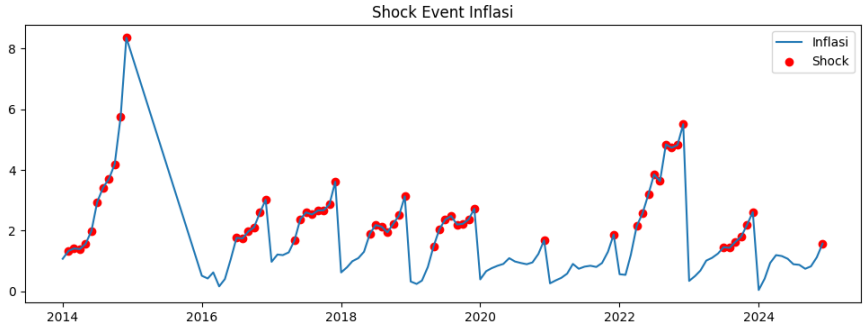


Gambar 4. Boxplot Inflasi Bulanan Indonesia

Berdasarkan Gambar 4, posisi median inflasi yang berada di bawah nilai rata-rata semakin menegaskan bahwa distribusi inflasi bersifat menceng ke kanan. Selain itu, keberadaan beberapa nilai pencilan pada tingkat inflasi yang relatif tinggi menunjukkan adanya periode-periode tertentu yang mengalami lonjakan inflasi yang cukup signifikan dibandingkan dengan kondisi umumnya.

D. Shock Event Inflasi

Untuk mengidentifikasi periode terjadinya guncangan (shock) inflasi, digunakan grafik deret waktu inflasi bulanan yang dilengkapi dengan penanda shock pada nilai inflasi yang mengalami lonjakan signifikan.



Gambar 5. Shock Event Inflasi Bulanan Indonesia

Berdasarkan Gambar 5, dapat diidentifikasi beberapa guncangan inflasi yang tercermin dari kenaikan inflasi yang cukup tajam dibandingkan dengan periode di sekitarnya. Guncangan tersebut terutama terjadi pada awal periode pengamatan dan sekitar tahun 2022, yang mengindikasikan adanya faktor eksternal atau kebijakan tertentu yang memberikan dampak signifikan terhadap inflasi. Pasca terjadinya guncangan, tingkat inflasi cenderung mengalami penurunan, meskipun pada beberapa periode dampaknya masih berlangsung dalam jangka waktu tertentu, sehingga mencerminkan adanya sifat persistensi inflasi.

E. Uji Stasioner (ADF)

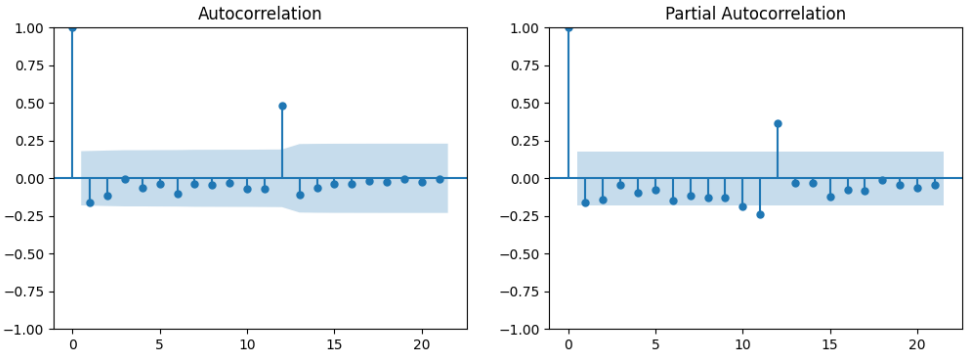
Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dilakukan untuk mengetahui kestasioneran data inflasi sebelum digunakan dalam analisis lanjutan. Hasil pengujian tersebut disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Statistik Uji	Nilai
ADF Statistic	$-3{,}2902$
p-value	$0{,}0153$

Berdasarkan Tabel 2, hasil uji ADF menunjukkan nilai statistik sebesar $-3{,}2902$ dengan p-value sebesar $0{,}0153$. Karena nilai p-value lebih kecil dari tingkat signifikansi 5%, maka hipotesis nol yang menyatakan keberadaan unit root dapat ditolak. Oleh karena itu, data inflasi dapat dinyatakan stasioner dan layak digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Untuk mengidentifikasi pola ketergantungan data inflasi terhadap nilai masa lalunya, dilakukan analisis fungsi autokorelasi (Autocorrelation Function/ACF) dan autokorelasi parsial (Partial Autocorrelation Function/PACF).



Gambar 6. Plot Autokorelasi (ACF) dan Autokorelasi Parsial (PACF) Inflasi

Berdasarkan Gambar 6, grafik ACF memperlihatkan bahwa sebagian besar koefisien autokorelasi berada dalam batas kepercayaan, meskipun terdapat beberapa lonjakan yang signifikan pada lag tertentu yang menandakan adanya ketergantungan temporal jangka pendek. Di sisi lain, grafik PACF menunjukkan beberapa lag awal yang relatif dominan, mengindikasikan adanya pengaruh langsung inflasi pada periode sebelumnya terhadap inflasi periode berjalan. Pola ini menunjukkan bahwa data inflasi memiliki karakteristik ketergantungan waktu yang perlu diperhatikan dalam proses pemodelan deret waktu.

F. Model GARCH

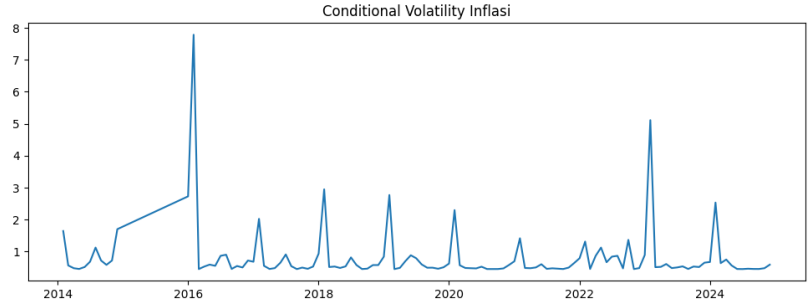
Hasil estimasi model Constant Mean–GARCH(1,1) yang digunakan untuk menganalisis volatilitas inflasi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Estimasi Model Constant Mean–GARCH(1,1)

Keterangan	Nilai
μ (Mean)	$-0{,}0787$
ω (Omega)	0,2032
α_1 (Alpha)	1,0000
β_1 (Beta)	0,0000
$Log-Likelihood$	$-142{,}731$
AIC	293,462
BIC	304,578
Jumlah Observasi	120
Persistensi Volatilitas $(\alpha + \beta)$	0,999999

Berdasarkan Tabel 3, estimasi parameter rata-rata (μ) sebesar $-0{,}0787$ mengindikasikan bahwa perubahan inflasi relatif kecil dan berosilasi di sekitar nilai nol. Sementara itu, parameter volatilitas α_1 sebesar $1{,}0000$ dan β_1 yang bernilai sangat kecil menghasilkan tingkat persistensi volatilitas sebesar $0{,}999999$. Tingginya nilai persistensi yang mendekati satu menunjukkan bahwa volatilitas inflasi sangat persisten, sehingga pengaruh guncangan inflasi cenderung bertahan dalam jangka waktu yang panjang.

Untuk menganalisis dinamika volatilitas inflasi dari waktu ke waktu, digunakan estimasi volatilitas kondisional yang dihasilkan dari model GARCH. Grafik ini menggambarkan perubahan tingkat ketidakpastian inflasi selama periode pengamatan.

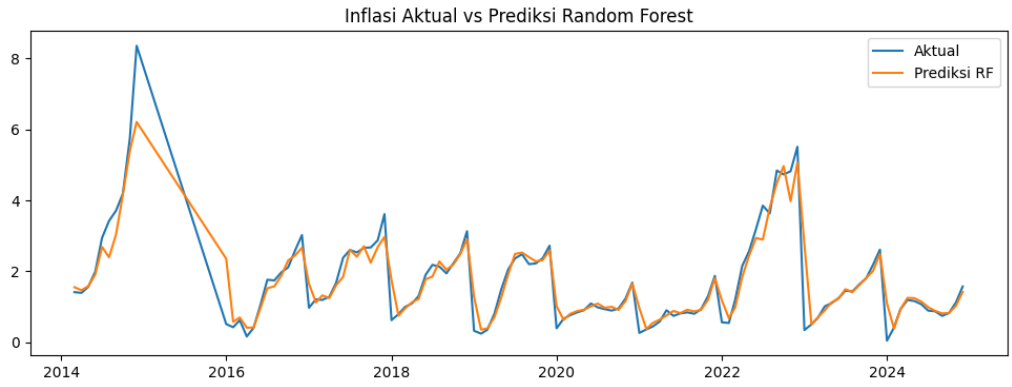


Gambar 7. Volatilitas Kondisional Inflasi Bulanan Indonesia

Berdasarkan Gambar 7, volatilitas inflasi memperlihatkan pola fluktuatif dengan sejumlah lonjakan yang cukup tajam pada periode-periode tertentu. Peningkatan volatilitas yang paling menonjol terjadi pada awal periode pengamatan dan sekitar tahun 2022, yang mencerminkan meningkatnya ketidakpastian inflasi akibat adanya guncangan ekonomi. Setelah periode tersebut, tingkat volatilitas cenderung menurun dan bergerak lebih stabil, meskipun masih muncul beberapa kenaikan volatilitas dalam skala yang lebih terbatas. Pola ini menunjukkan bahwa volatilitas inflasi tidak bersifat konstan dan dipengaruhi oleh shock pada waktu-waktu tertentu.

G. Random Forest Regression

Untuk mengevaluasi kinerja model Random Forest dalam memprediksi inflasi bulanan, dilakukan perbandingan antara nilai inflasi aktual dan hasil prediksi model pada periode pengamatan 2014–2024. Perbandingan ini bertujuan untuk melihat sejauh mana model mampu menangkap pola pergerakan inflasi dari waktu ke waktu.



Gambar 8. Inflasi Aktual vs Prediksi Random Forest

Berdasarkan Gambar 8, hasil peramalan menggunakan Random Forest memperlihatkan pola yang relatif sejalan dengan pergerakan inflasi aktual, khususnya pada periode dengan fluktuasi yang moderat. Namun demikian, pada beberapa periode yang ditandai oleh lonjakan inflasi yang cukup tajam, model menunjukkan keterbatasan dalam merespons perubahan yang bersifat ekstrem. Secara keseluruhan, temuan ini mengindikasikan bahwa Random Forest memiliki kinerja prediksi yang cukup baik, meskipun tingkat akurasinya cenderung menurun ketika inflasi berada pada kondisi yang sangat volatil.

H. Evaluasi Model

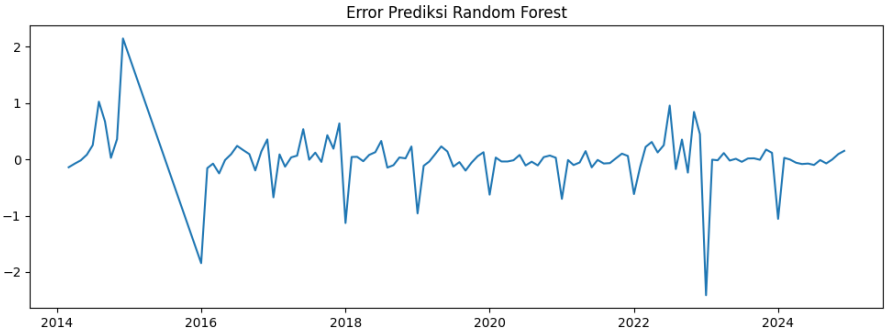
Kinerja peramalan model dievaluasi menggunakan beberapa ukuran kesalahan, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil evaluasi tersebut disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Kinerja Model

Indikator	Nilai
RMSE	0,4592
MAE	0,2370
MAPE (%)	49,6951

Berdasarkan Tabel 4, nilai RMSE sebesar 0,4592 dan MAE sebesar 0,2370 menunjukkan bahwa kesalahan peramalan model relatif rendah secara absolut. Namun demikian, nilai MAPE sebesar 49,6951% mengindikasikan bahwa kesalahan relatif masih tergolong cukup tinggi, sehingga tingkat akurasi peramalan model dapat dikategorikan sedang dan masih berpotensi untuk ditingkatkan.

Untuk menilai akurasi dan kestabilan hasil prediksi model Random Forest, dilakukan analisis terhadap error prediksi, yaitu selisih antara inflasi aktual dan inflasi hasil prediksi. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola kesalahan prediksi serta mengetahui periode-periode ketika model mengalami overestimasi atau underestimasi.



Gambar 9. Error Prediksi Random Forest

Berdasarkan Gambar 9, kesalahan prediksi cenderung berfluktuasi di sekitar nilai nol, yang menunjukkan bahwa model Random Forest secara umum tidak menunjukkan adanya bias sistematis. Meskipun demikian, terdapat beberapa lonjakan error baik positif maupun negatif, terutama pada periode yang ditandai oleh perubahan inflasi yang tajam, yang mengindikasikan penurunan akurasi model pada kondisi inflasi yang sangat volatil. Secara keseluruhan, pola error yang relatif kecil dan stabil mencerminkan kinerja peramalan model yang cukup baik.

I. Pembahasan

Hasil analisis statistik deskriptif terhadap inflasi bulanan Indonesia menunjukkan adanya dinamika pergerakan inflasi sepanjang periode pengamatan. Nilai rata-rata inflasi sebesar 1,708% mengindikasikan bahwa secara umum tingkat inflasi berada pada kategori yang relatif terkendali. Namun, keberadaan nilai minimum dan maksimum yang cukup berjauhan mencerminkan adanya variasi inflasi, baik pada fase perlambatan maupun percepatan, yang terjadi secara bergantian selama periode observasi. Selain itu, nilai skewness yang bernilai positif menandakan bahwa distribusi inflasi cenderung menceng ke kanan, yang menunjukkan adanya beberapa periode dengan tingkat inflasi yang lebih tinggi dibandingkan rata-ratanya. Kondisi ini mengindikasikan bahwa meskipun inflasi rata-rata tergolong moderat, tetap terdapat episode tertentu di mana tekanan harga mengalami peningkatan yang signifikan (lihat Tabel Statistik Deskriptif).

Pola fluktuasi yang terlihat pada data inflasi Indonesia konsisten dengan temuan dalam penelitian terdahulu mengenai peramalan inflasi nasional, yang menyimpulkan bahwa inflasi cenderung bergerak tidak stabil dari waktu ke waktu serta dipengaruhi oleh berbagai faktor makroekonomi. Putri dan Zilrahmi (2025) menunjukkan bahwa pendekatan ARIMA mampu merepresentasikan dinamika fluktuasi inflasi dalam jangka menengah secara memadai, termasuk menggambarkan pola historis yang ditandai oleh fase kenaikan dan penurunan inflasi. Selain itu, penelitian tersebut juga menyoroti adanya perubahan struktur data inflasi akibat dampak pandemi, baik pada frekuensi mingguan maupun tahunan di Indonesia.

Perkembangan kondisi perekonomian, seperti peningkatan pendapatan nasional dan dinamika permintaan agregat, juga terbukti memiliki keterkaitan dengan pergerakan inflasi. Penelitian Sinaga et al. (2025) menunjukkan bahwa pendapatan nasional berpengaruh signifikan terhadap perubahan tingkat inflasi di Indonesia selama periode 2022–2024. Temuan tersebut memperkuat interpretasi bahwa faktor-faktor yang berasal dari sisi permintaan agregat memegang peranan penting dalam menjelaskan variasi inflasi bulanan.

Selain itu, dinamika volatilitas inflasi juga telah dikaji menggunakan berbagai pendekatan metodologis. Salimah dan Satrianto (2025) menemukan bahwa tingkat volatilitas inflasi bervariasi antar kelompok pengeluaran dan dapat dimodelkan secara efektif menggunakan pendekatan ARIMA serta ARCH/GARCH. Temuan tersebut sejalan dengan hasil statistik deskriptif pada penelitian ini yang menunjukkan nilai skewness dan kurtosis positif, karakteristik yang umum dijumpai pada data deret waktu ekonomi yang memiliki volatilitas tidak konstan dan berubah seiring waktu.

Selanjutnya, temuan statistik deskriptif dalam penelitian ini dapat disejajarkan dengan hasil kajian peramalan tren inflasi pada skala internasional. Studi lintas negara yang dilakukan oleh Iftikhar et al. (2025) menunjukkan bahwa pendekatan deret waktu, seperti ARIMA dan model multivariat, efektif dalam menangkap dinamika tren inflasi yang bersifat kompleks baik dalam jangka menengah maupun jangka panjang. Temuan tersebut menegaskan bahwa analisis statistik deskriptif yang komprehensif merupakan tahap fundamental sebelum pengembangan model peramalan yang lebih canggih.

Selanjutnya, kajian eksternal yang dilakukan oleh Shafwah (2023) menganalisis perkembangan inflasi Indonesia dalam rentang lima tahun dan menemukan adanya pola pergerakan yang berfluktuasi dari waktu ke waktu. Melalui pendekatan deskriptif dan visualisasi deret waktu, penelitian tersebut menunjukkan bahwa inflasi memiliki dinamika tahunan yang bersifat siklik. Temuan ini memperkuat interpretasi bahwa karakter inflasi Indonesia cenderung fluktuatif dan berulang, sejalan dengan hasil statistik deskriptif yang diperoleh dalam penelitian ini.

Hasil analisis statistik deskriptif tidak hanya berfungsi untuk menggambarkan karakteristik dasar data inflasi meliputi ukuran pemusatan dan penyebaran seperti mean, median, standar deviasi, serta bentuk distribusi melalui skewness dan kurtosis tetapi juga menjadi landasan penting dalam penentuan langkah analisis lanjutan. Nilai skewness yang positif dan kurtosis yang relatif tinggi mengindikasikan bahwa distribusi inflasi memiliki ekor yang lebih berat di sisi kanan, sehingga karakteristik ini perlu dipertimbangkan dalam pemilihan metode permodelan dan peramalan. Selain itu, pola pergerakan inflasi yang berfluktuasi menunjukkan bahwa tingkat inflasi tidak bersifat konstan antarperiode, melainkan dipengaruhi oleh berbagai faktor internal dan eksternal, termasuk kondisi makroekonomi, kebijakan pemerintah, serta dinamika permintaan pasar.

5. CONCLUSION

Penelitian ini menganalisis dinamika inflasi bulanan Indonesia selama periode 2014–2024 dengan mengombinasikan analisis statistik deskriptif, pemodelan deret waktu, dan pendekatan machine learning. Hasil statistik deskriptif menunjukkan bahwa inflasi Indonesia memiliki nilai rata-rata sebesar 1,71% dengan tingkat variasi yang relatif tinggi, tercermin dari standar deviasi sebesar 1,32. Rentang nilai inflasi yang cukup lebar, dari minimum 0,04% hingga maksimum 8,36%, mengindikasikan adanya periode-periode tertentu dengan tekanan inflasi yang signifikan meskipun secara umum inflasi berada pada tingkat yang moderat.

Selain itu, distribusi inflasi menunjukkan karakteristik yang tidak simetris dengan nilai skewness positif dan kurtosis yang lebih besar dari tiga, yang menandakan adanya ekor kanan yang tebal serta keberadaan lonjakan inflasi ekstrem pada beberapa periode pengamatan. Analisis deret waktu selanjutnya mengungkapkan bahwa data inflasi belum sepenuhnya memenuhi sifat stasioner pada level awal, sehingga diperlukan proses diferensiasi sebelum dilakukan pemodelan lanjutan. Estimasi volatilitas menggunakan model GARCH menunjukkan adanya persistensi volatilitas, yang mengindikasikan bahwa guncangan inflasi memiliki dampak yang berkelanjutan pada periode-periode berikutnya.

Dari sisi peramalan, metode Random Forest mampu merepresentasikan pola inflasi aktual dengan cukup baik pada kondisi normal, meskipun tingkat kesalahan prediksi meningkat pada periode dengan lonjakan inflasi yang tajam. Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut efektif dalam menangkap pola historis inflasi, namun masih memiliki keterbatasan dalam memprediksi kejutan inflasi yang bersifat ekstrem. Secara keseluruhan, pendekatan terintegrasi antara analisis statistik, ekonometrika, dan machine learning memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai dinamika inflasi Indonesia dan berpotensi menjadi alat pendukung yang relevan dalam analisis serta perumusan kebijakan pengendalian inflasi.

REFERENCES

Abrori, Z. Z. H. A., & Subhiyakto, E. R. (2025). Analisis komparatif akurasi prediksi kanker payudara menggunakan algoritma random forest dan logistic regression. Jurnal Algoritma, 22(1), 300–311. https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2164

Anisa, Yudistira, I., & Yulianto, T. (2025). Application of the ARIMA-GARCH model for forecasting Indonesia's monthly inflation rate. Contemporary Mathematics and Applications, 7(1), 1–12. https://doi.org/10.20473/conmatha.v7i1.60263

Antika, J., Mugayat, A., & Sukartini, M. (2025). Analisis volatilitas saham dengan metode ARCH-GARCH pada Bank Rakyat Indonesia tahun 2019–2022. Jurnal Ilmu Ekonomi, 4(1). https://doi.org/10.59827/jie.v4i1.227

Badrawani, W. (2025). An interpretable machine learning approach in predicting inflation using payments system data: A case study of Indonesia. arXiv. https://arxiv.org/abs/2506.10369

Baybuza, I. (2018). Inflation forecasting using machine learning methods. Russian Journal of Money and Finance, 77(4), 42–59. https://doi.org/10.31477/rjmf.201804.42

Iftikhar, H., Khan, F., Rodrigues, P. C., Alharbi, A. A., & Allohibi, J. (2025). Forecasting of inflation based on univariate and multivariate time series models: An empirical application. Mathematics, 13(7), Article 1121. https://doi.org/10.3390/math13071121

Maulana, Y. (2022). Pemodelan volatilitas indeks harga saham sektoral di Indonesia. Logika: Jurnal Penelitian Universitas Kuningan, 13(1), 53–72.

Mogi, A., & Lativa. (2023). Pengaruh ekspor dan impor terhadap pertumbuhan ekonomi di Indonesia pada tahun 2018–2022. Jurnal Portofolio: Jurnal Manajemen dan Bisnis, 2(3). https://doi.org/10.70704/jpjmb.v2i3.175

Pradana, B. L. (2025). Time series forecasting of LQ45 stock index using ARIMA: Insights and implications. Review of Management, Accounting and Tourism Studies, 1(1), 27–40. https://doi.org/10.51170/jmabr.v1i1.160

Putri, L., & Zilrahmi. (2025). Forecasting inflation rate in Indonesia using autoregressive integrated moving average method. UNP Journal of Statistics and Data Science, 3(3), 288–295. https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/377

Rachman, M. H., Nurhamsry, C. A., Perdani, G. M., & Suprijadi, J. (2023). Peramalan tingkat inflasi Indonesia menggunakan metode ARIMA. BIAStatistics: Jurnal Statistika Teori dan Aplikasi, 2023(1), 209–219. https://doi.org/10.1234/bias.v2023i1.213

Ratnasari, V., & Nitivijaya, M. (2018). Pemodelan inflasi di Indonesia menggunakan pendekatan model generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH). Inferensi, 1(2), 71–76. https://doi.org/10.12962/j27213862.v1i2.6727

Salimah, N. S., & Satrianto, A. (2025). Analisis volatilitas dan forecasting inflasi di Indonesia. COSTING: Journal of Economic, Business and Accounting, 8(2). https://doi.org/10.31539/costing.v8i2.14947

Salsabila, F., Fatharani, R. A., Taqiyyuddin, T. A., & Rizki, M. I. (2022). Aplikasi model ARCH/GARCH dalam prediksi laju inflasi bulanan Indonesia. Jurnal Sains Matematika dan Statistika, 8(1), 34–45. https://doi.org/10.24014/jsms.v8i1.13252

Shafwah, R. (2023). Analisis perkembangan inflasi di Indonesia. Jurnal Pendidikan Tambusai, 7(3), 26689–26696. [Metadata perlu diverifikasi kembali.]

Simon, F. (2023). Faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi di Indonesia (studi pada masa pandemi COVID-19). Scientific Journal of Reflection: Economic, Accounting, Management and Business, 6(1), 125–132. https://doi.org/10.37481/sjr.v6i1.626

Sinaga, E., Purba, M., Situmorang, W. R., & Situmorang, J. (2025). Analisis pengaruh pendapatan nasional terhadap inflasi: Studi kasus Indonesia pada tahun 2022–2024. Jurnal Nakula: Pusat Ilmu Pendidikan, Bahasa dan Ilmu Sosial, 3(2), 307–316. https://doi.org/10.61132/nakula.v3i2.1703

Virgana, R. A. E., Lestari, S., Murnawan, & Samihardjo, R. (2023). Prediksi indeks Bursa Efek Indonesia 2023 pendekatan ARIMA dan machine learning dengan R programming. Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA), 13(2), 163–174. https://doi.org/10.34010/jamika.v13i2.10777

Wahyuddin, S. (2019). Prediksi inflasi Indonesia memakai model ARIMA dan artificial neural network. Jurnal Tata Kelola dan Kerangka Kerja Teknologi Informasi, 5(2), 57–63. https://doi.org/10.34010/jtk3ti.v5i1.2297