Model *Vector Autoregressive* (VAR) untuk Prediksi Produk Domestik Bruto, Kurs, dan Inflasi di Indonesia

Achmad Roziqin[1*], Trimono[2], Andri Fauzan Adziima[3]
[1,2,3,] Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur
*Corresponding Author: 22083010046@student.upnjatim.ac.id

Abstrak

Stabilitas makroekonomi Indonesia ditandai oleh fluktuasi dari PDB, kurs, dan inflasi. Hal tersebut memperlukan adanya model prediksi untuk menghadapi tekanan global dan menjaga stabilitas pertumbuhan ekonomi. Permasalahan utama penelitian ini adalah bagaimana memprediksi dinamika ketiga indikator makroekonomi tersebut secara simultan mengingat keterkaitannya yang kompleks serta dampaknya terhadap keberlanjutan ekonomi nasional. Penelitian ini bertujuan membangun model VAR yang efektif untuk memprediksi PDB, kurs, dan inflasi serta mengevaluasi akurasinya menggunakan MAPE pada data latih dan data uji. Data yang digunakan yaitu data deret waktu triwulanan periode 2010–2024 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan Bank Indonesia (BI). Hasil penelitian menunjukkan bahwa VAR(4) merupakan model terbaik dengan memberikan performa terbaik pada seluruh variabel. Evaluasi model menghasilkan tingkat akurasi sangat baik untuk PDB dan kurs dengan MAPE masing-masing 2.21% dan 2.31%, serta akurasi cukup untuk inflasi dengan MAPE 38.667%. Prediksi hingga Desember 2024 menunjukkan PDB meningkat menjadi 5658.32 triliun rupiah, kurs melemah hingga Rp15417 per dolar, dan inflasi menurun stabil pada 1.57%. Kontribusi ilmiah penelitian ini terletak pada penerapan model VAR multivariat pada tiga indikator utama makroekonomi Indonesia secara simultan dengan pemilihan model berbasis performa prediksi out-of-sample, sehingga memberikan gambaran yang lebih relevan terkait kemampuan peramalan makroekonomi triwulanan untuk mendukung kebijakan stabilitas ekonomi jangka pendek.
Kata kunci: Inflasi, Kurs, PDB, Peramalan, Vector Autoregressive

Abstract

Indonesia's macroeconomic stability is characterized by fluctuations in GDP, exchange rates, and inflation. This requires a prediction model to cope with global pressures and maintain stable economic growth. The main problem of this study is how to predict the dynamics of these three macroeconomic indicators simultaneously, given their complex interrelationships and their impact on national economic sustainability. This study aims to develop an effective VAR model to predict GDP, exchange rates, and inflation and evaluate its accuracy using MAPE on training data and test data. The data is quarterly time series data for the 2010–2024 period sourced from the Central Statistics Agency (BPS) and Bank Indonesia (BI). The results show that VAR(4) is the best model, providing the best performance for all variables. The model evaluation produces excellent accuracy for GDP and exchange rates with MAPE of 2.21% and 2.31%, respectively, and sufficient accuracy for inflation with MAPE of 38.667%. Predictions until December 2024 show that GDP will increase to 5658.32 trillion rupiah, the exchange rate will weaken to Rp15417 per dollar, and inflation will decrease steadily to 1.57%. The scientific contribution of this research lies in the application of a multivariate VAR model to three key Indonesian macroeconomic indicators simultaneously with the selection of an out-of-sample prediction performance-based model, thus providing a more relevant picture of the quarterly macroeconomic forecasting capabilities to support short-term economic stability policies.
Keywords: Inflation, Exchange Rate, GDP, Forecasting, Vector Autoregressive

Citation: Roziqin, A., dkk. (2025). Model Vector Autoregressive (VAR) untuk Prediksi Produk Domestik Bruto, Kurs, dan Inflasi di Indonesia. *Prodising Seminar Nasional Jurusan Matematika 2025*. 252 – 264.

PENDAHULUAN

Pada era globalisasi saat ini, kondisi makroekonomi menjadi krusial dalam memahami fluktuasi ekonomi suatu negara bahkan secara global (Basith et al., 2025). Makroekonomi secara komprehensif memuat terkait perilaku, struktur, dan kinerja perkonomian melalui indikator utama yang merepresentasikan kondisi ekonomi saat ini bahkan hingga potensi pertumbuhan maupun resiko krisis di masa depan (Hermawan et al., 2025). Analisis makroekonomi di Indonesia semakin relevan karena Indonesia sebagai negara berkembang memiliki perekonomian yang dinamis serta adanya tantangan dalam mempertahankan momentum pertumbuhan ekonomi (Limanseto, 2025). Pada pertengahan tahun 2025, pertumbuhan ekonomi Indonesia berkembang di angka 5,12% dengan target sebesar 5,2% hingga 5,8%, namun tekanan eksternal berupa pelemahan rupiah terhadap dolar Amerika Serikat yang sempat menembus Rp16.700 turut menimbulkan kekhawatiran terkait perlambatan ekonomi dan terganggunya stabilitas makroekonomi (Kafa Billah, 2025).

Makroekonomi yang dimaksudkan pada penelitian ini yaitu indikator ekonomi seperti produk domestik bruto (PDB), kurs, dan inflasi. PDB merepresentasikan total pengeluaran dan kapasitas produksi nasional, sehingga perubahan dalam nilainya dapat mengindikasikan kondisi fundamental perekonomian secara komprehensif (Fahrudin, 2024). Kurs berperan sebagai indikator stabilitas eksternal yang memengaruhi perdagangan internasional, arus modal, serta

kepercayaan investor, serta daya saing produk dalam negeri maupun kesejahteraan masyarakat (Sitepu, 2025). Sementara itu, inflasi merupakan kondisi naiknya harga barang dan jasa yang dapat menciptakan ketidakpastian dalam investasi dan memengaruhi daya beli masyarakat (Dalimunthe et al., 2025). Ketiga indikator tersebut saling berkaitan sehingga apabila terjadi perubahan pada salah satu indikator, maka berpotensi memengaruhi indikator lainnya dan berdampak pada kondisi ekonomi keseluruhan. Perubahan kurs dapat memicu adanya inflasi impor dan berimplikasi pada pertumbuhan PDB, begitu pula dengan dinamika inflasi dapat menentukan kebijakan moneter yang berdampak pada nilai tukar dan aktivitas ekonomi. Permasalahan utama yang muncul dari fenomena tersebut yaitu bagaimana mempertahankan laju pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan di tengah tekanan eksternal maupun internal. Apabila pertumbuhan ekonomi melambat, maka lambat laun akan memengaruhi berbagai sektor seperti ketenagakerjaan, investasi, dan daya beli masyarakat (Putri et al., 2023).

Urgensi masalah ini menjadi penting karena jika kondisi makroekonomi memburuk maka berimplikasi pada pembangunan nasional dan kesejahteraan masyarakat. Oleh karena itu, perlunya analisis hubungan antarvariabel makroekonomi guna berkontribusi dalam perumusan kebijakan ekonomi negara. Dengan data makroekonomi yang kompleks dan saling memengaruhi, salah satu opsi metode yang relevan digunakan yaitu *Vector Autoregressive* (VAR). Metode ini merupakan suatu pendekatan multivariat yang melibatkan beberapa variabel sebagai variabel endogen sehingga mampu menangkap hubungan dinamis antarvariabel ekonomi secara simultan, baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang (Febrianti et al., 2021).

Berbeda dengan regresi linear konvensional yang pada dasarnya menggunakan satu variabel sebagai dependen dan variabel lain sebagai independen, sedangkan VAR menggunakan seluruh variabel dalam sistem sebagai variabel endogen. Selain itu, dibandingkan dengan metode univariat seperti ARIMA yang hanya memodelkan satu variabel, VAR mampu mengintegrasikan informasi historis melalui penggunaan lag antarvariabel sehingga lebih sesuai untuk fenomena makroekonomi yang saling memengaruhi. Terdapat penelitian sebelumnya yang membahas terkait metode VAR untuk menganalisis indikator makroekonomi di Indonesia. Hasil menunjukkan bahwa model VAR dengan lag optimal 2 memiliki hubungan kausalitas antara beberapa variabel serta menghasilkan peramalan periode 2019–2023 untuk inflasi, suku bunga, dan nilai tukar cenderung meningkat sedangkan pertumbuhan ekonomi relatif stabil (Hendajany & Wati, 2020).

Penelitian lain menunjukkan bahwa VAR dapat digunakan untuk menganalisis hubungan antara inflasi, nilai tukar, dan PDB terhadap impor di Indonesia, serta adanya hubungan sebab akibat satu arah dari inflasi, nilai tukar, dan PDB menuju impor (Oktavia et al., 2023). Namun, studi sebelumnya cenderung berfokus pada variabel tertentu seperti impor atau suku bunga, sehingga belum memberikan gambaran komprehensif mengenai hubungan simultan antara PDB, kurs, dan inflasi dalam satu sistem makroekonomi. Selain itu, penelitian terdahulu umumnya lebih berfokus pada interpretasi koefisien dan hasil peramalan, sedangkan evaluasi performa model prediksi secara kuantitatif masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian yang memodelkan ketiga variabel utama tersebut serta menilai performa prediksinya secara terukur masih jarang ditemukan dan dinilai penting untuk melengkapi keterbatasan tersebut.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini menggunakan *Vector Autoregressive* (VAR) untuk melihat hubungan dinamis antara PDB, kurs, dan inflasi secara simultan. Metode ini dipilih karena setiap variabel dalam VAR digunakan sebagai variabel endogen, sehingga hubungan timbal balik antar indikator dapat terlihat melalui pola historisnya (Nabila et al., 2022). Model yang telah dibangun nantinya digunakan untuk memprediksi ketiga indikator tersebut sebagai gambaran kondisi makroekonomi Indonesia. Kebaruan penelitian ini terletak pada pemodelan ketiga variabel utama tersebut dalam satu sistem VAR multivariat pada periode yang lebih terbaru, sehingga dapat memberikan pemahaman yang lebih menyeluruh sekaligus menjadi referensi prediksi yang relevan untuk analisis kebijakan.

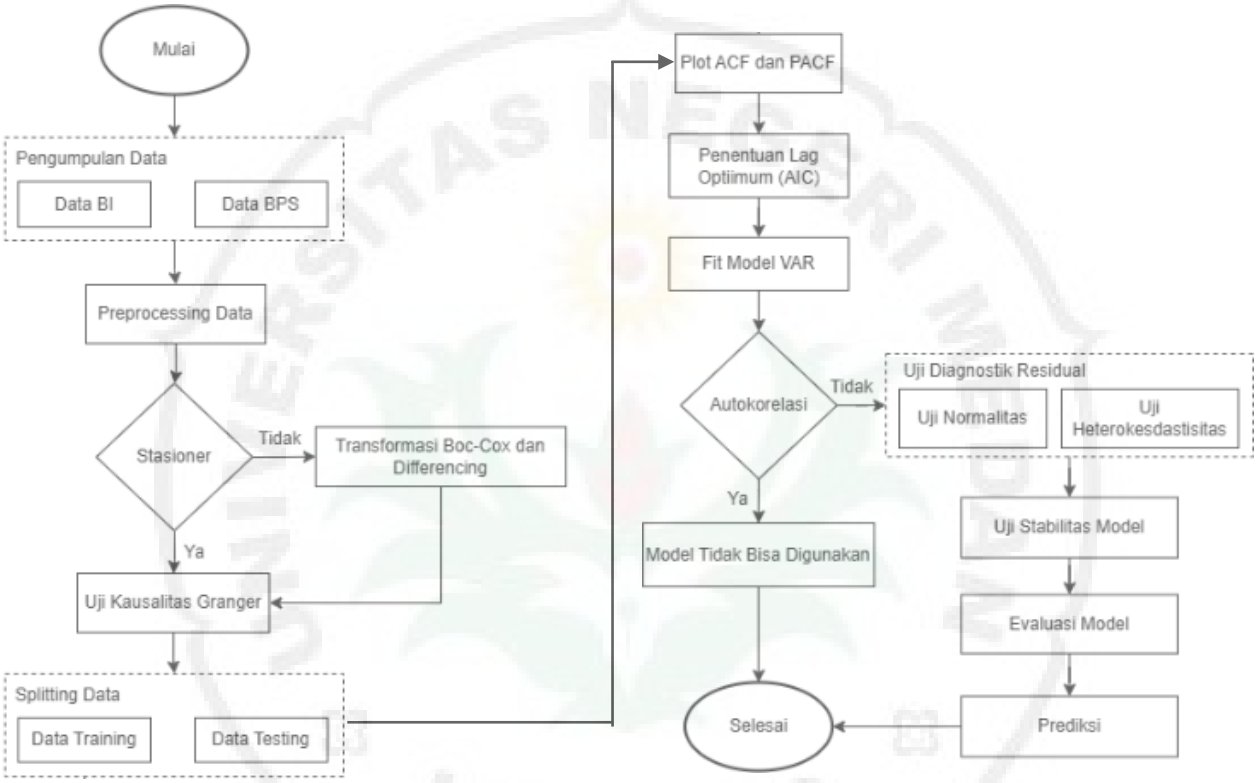
METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode analisis yaitu *Vector Autoregressive* (VAR), yaitu suatu metode statistik deret waktu yang mampu menjelaskan hubungan dinamis serta keterkaitan kausalitas antar variabel dalam suatu sistem multivariat (Ichsandi et al., 2014). Metode *Vector Autoregressive* (VAR) merupakan pengembangan dari model *Autoregressive* (AR) pada deret waktu data univariat. Setiap variabel pada VAR memungkinkan dipengaruhi oleh lag sendiri dan lag variabel lain dalam sistem secara simultan dan linear (Nasrudin et al., 2024). Persamaan model VAR berdasarkan penjelasan secara teoritis adalah sebagai berikut (Khairani & Sitompul, 2024):

$$X_t = X_0 + \sum_{i=1}^{\rho} A_i X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Dengan: X_t: Vektor pengamatan pada waktu ke- t dengan order $n \times 1$; X_0: Vektor konstanta (*intercept*) dengan ukuran n × 1; ρ: Panjang lag; A_i: Matriks koefisien lag ke-i berukuran n x n; ε_t: *Error white noise* dengan ukuran n × 1

Model VAR mengasumsikan hubungan antara variabel secara simultan serta linear. Setiap variabel berperan sebagai fungsi linear dari lag variabelnya sendiri dan variabel lain dalam sistem. Hasil model ini berupa hubungan antar variabel dalam sistem multivariat yang baik bernilai negatif maupun positif pada satu variabel di masa lalu berimplikasi pada nilai di masa depan (Suprapto et al., 2025). Tahapan-tahapan analisis data menggunakan metode VAR tertera pada diagram alir penelitian berikut.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Penelitian ini menggunakan data yang bersifat sekunder dan bersumber dari website instansi pemerintah Indonesia yaitu Bank Indonesia dan Badan Pusat Statistika (BPS). Penelitian ini menggunakan berbagai variabel yang bersifat multivariat yaitu produk domestik bruto, kurs, dan inflasi pada rentang 2010 hingga 2024 yang disajikan pada tabel dibawah ini.

Tabel 1. Dataset Penelitian

Tanggal	Produk Domestik Bruto (Trilliun)	Kurs (Rupiah)	Inflasi (%)
2010-03-01	1603.7719	9090	3.43
...	...	...	...
2024-12-01	5674.9298	15905	1.57

Tabel 1 menunjukkan dataset *time series* yang digunakan pada peneltiian ini dengan 3 variabel yaitu produk domestik bruto, kurs, dan inflasi. Dataset tersebut tersusun dalam bentuk data triwulan pada rentang 2010 hingga 2024. Setiap baris pada tabel merepresentasikan kondisi ekonomi Indonesia pada satu triwulan tertentu, dengan skala PDB diukur dalam triliun rupiah, kurs dalam nilai rupiah tiap dolar Amerika Serikat, dan inflasi dalam persentase.

Preprocessing data merupakan salah satu langkah krusial dalam sebuah proses pengolahan berbasis data, karena semua keputusan yang baik berdasarkan pada data yang baik pula (Satriatama et al., 2023). Data yang telah dikumpulkan diolah terlebih dahulu sebelum digunakan dalam proses analisis lanjutan. Tahap awal yang dilakukan dengan melakukan standarisasi nama kolom agar konsisten dan mudah diproses pada tahap analisis, yaitu dengan menghapus spasi, mengganti spasi menjadi *underscore*, serta menghilangkan karakter khusus seperti tanda kurung dan simbol tertentu. Selanjutnya, kolom tanggal dikonversi ke format *datetime* yang kemudian data diurutkan berdasarkan waktu dan dijadikan indeks *(time index)*, serta dilakukan pengecekan *missing value* maupun duplikasi data, sehingga seluruh data konsisten dalam bentuk deret waktu triwulanan.

Uji stasioneritas merupakan pengujian terhadap data apakah memiliki kondisi yang cenderung konstan dalam rata-rata dan variansnya pada jangka waktu tertentu. Dalam upaya memastikan data stasioner atau tidak dapat dilakukan dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk memastikan apakah data terdapat *unit roots* atau tidak (Sinulingga et al., 2020). Model umum uji ADF sebagai berikut (Hidayat et al., 2022):

$$\Delta P_t = a_0 + yP_{1-1} + \beta_i \sum_{i=1}^{m} \Delta P_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Dengan: P_t: Variabel pada periode t; P_{t-1}: Variabel pada periode sebelumnya; m: Jumlah lag; a_0: Intersep; a_1, β, y: Koefisien parameter; ε_t: *Error term.* Uji ADF disertai dengan hipotesis yang mengasumsikan bahwa data tersebut stasioner atau tidak stasioner. Hipotesis dalam pengujian akar unit atau uji ADF yaitu; (1) H_0: Data tidak stasioner; dan (2) H_1: Data stasioner. Taraf signifikansi: α = 5% dan Kriteria uji: H_0 ditolak jika *p-value* < 5%

Data yang akan dianalisis pada model VAR harus stasioner baik dalam varians maupun dalam mean. Data dapat dikatakan stasioner dalam varians apabila struktur data yang memiliki fluktuasi yang bersifat konstan dan tidak berubah-ubah pada beberapa periode. Sedangkan data dikatakan stasioner dalam mean jika data berfluktuasi pada sekitar nilai rata-rata yang konstan dan tidak tergantung pada waktu. Apabila data belum stasioner berdasarkan hasil uji ADF, maka pada data perlu dilakukannya transformasi *Box-Cox* dan *differencing* untuk menstabilkan varians dan rata-rata (Fauziyah et al., 2021). Berikut persamaan dari transformasi *Box-Cox* untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam varian yang ditunjukkan oleh persamaan 3 (Mokorimban et al., 2021).

$$T(Z_t) = \frac{{Z_t}^{\lambda} - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \quad (3)$$

Dengan: $T(Z_t)$: Hasil transformasi data ke-t; Z_t: Data periode ke-t; t: Indeks waktu; λ: Nilai koefisien dari transformasi *Box*-Cox.

Berikut persamaan dari *differencing* untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam rata-rata. *Differencing* dilakukan dengan mengurangi nilai variabel pada periode saat ini dengan nilai variabel pada periode sebelumnya sampai data memenuhi kriteria stasioneritas. Berikut persamaan dari *differencing* yang ditunjukkan oleh persamaan 4 (Istighfarani et al., 2024).

$$\Delta Y_t = \emptyset Y_{t-1} + e_t \quad (4)$$

Dengan: ΔY_t: $Y_t - Y_{t-1}$; Y_t: Data periode ke-t; ρ: Koefisien *autoregressive;* t: Indeks waktu; e_t: Residual pada periode ke-t; dan $\emptyset$: $\rho - 1$. Setelah dilaluinya uji stasioneritas melalui tahapan uji ADF, transformasi *Box-Cox*, dan *differencing*, selanjutnya data dalam pemodelan VAR diharapkan memenuhi asumsi stasioneritas baik pada rata-rata dan varians sehingga menghasilkan model yang valid untuk analisis hubungan dinamis dan prediksi.

Uji Kausalitas Granger

Uji kausalitas Granger berfungsi menganalisis hubungan sebab akibat antarvariabel pada model. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah variabel independen dapat meningkatkan kinerja prediksi dari variabel terikat (Hidayat et al., 2022). Persamaan matematis pada pengujian kausalitas Granger dituliskan oleh persamaan 5 (Suprapto et al., 2025).

$$X_t = \sum_{i=1}^{m} a_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^{n} b_j Y_{t-j} + \mu_t \quad (5)$$

$$Y_t = \sum_{i=1}^{r} c_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^{s} d_j Y_{t-j} + \mu_t \quad (6)$$

Dengan; X_t: Variabel X pada periode ke-t; Y_t : Variabel Y pada periode ke-t; a_i, b_i, c_i, d_i: Koefisien parameter; m, n, r, s: Jumlah lag masing-masing variabel; μ_t: *Error term.* Uji kausalitas Granger disertai dengan hipotesis yang mengasumsikan ada atau tidaknya hubungan kausalitas antar variabel. Berikut hipotesis dalam uji kausalitas Granger:H_0: Variabel X tidak menyebabkan variabel Y (Tidak terdapat kausalitas Granger); dan H_1: Variabel X menyebabkan variabel Y (Terdapat kausalitas Granger) dengan taraf signifikansi: α = 5% dan Kriteria uji: H_0 ditolak jika *p-value* < 5%.

Autocorrelation Function (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) merupakan fungsi yang digunakan untuk menunjukkan hubungan antara satu variabel dengan variabel lainnya dalam suatu data (Mokorimban et al., 2021).Visualisasi Plot ACF dan PACF umumnya digunakan untuk identifikasi model dengan kondisi seluruh variabelnya berada dalam kondisi stasioner. Plot ACF dan PACF dapat digunakan pada setiap variabel dalam model yang nantinya akan menghasilkan orde model seperti model VARMA (p, q), VAR (p), dan VARIMA (p, d, q) (Trimono et al., 2020).

Tabel 2. Estimasi Model Berdasarkan Plot ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
$VAR_{(p)}$	*Tails off*	*Cut off* setelah lag ke-p
$VMA_{(q)}$	*Cut off* setelah lag ke-q	*Tails off*
$VARMA_{(p,q)}$	*Tails off* setelah lag ke-p	*Tails off* setelah lag ke-q

Tabel 2 berikut menunjukkan acuan estimasi model berdasarkan plot ACF dan PACF yang dapat memberikan gambaran awal terhadap struktur suatu variabel dalam model. Sebelum melakukan pemodelan VAR maka dilakukan pemilihan lag optimum. Pemilihan lag optimal ini menggunakan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) dengan memilih nilai AIC yang terkecil sebagai lag optimum. Berikut persamaan dari AIC dituliskan pada persamaan 7.

$$\mathrm{AIC} = 2\mathrm{K} - 2\ln(L) \tag{7}$$

Dengan; K: Jumlah parameter yang diperkirakan dalam model; $\ln(L)$: Log *Likehood*; L: *Likehood* maksimum dari model.

Uji Diagnostik Model

Uji diagnostik model bertujuan dalam memastikan model VAR yang dibangun telah memenuhi berbagai asumsi penting sehingga layak digunakan dalam analisis hubungan dinamis maupun peramalan. Dalam penelitian ini, uji diagnostik memuat pengujian autokorelasi residual, normalitas residual, heteroskedastisitas residual, serta stabilitas model VAR. Model dinyatakan memenuhi kriteria apabila memenuhi indikator utama berupa residual bersifat *white noise* serta model berada dalam kondisi stabil. Sedangkan uji normalitas dan heteroskedastisitas digunakan sebagai indikator pendukung untuk mengevaluasi karakteristik residual. Adapun tahapan uji diagnostik yang dilakukan dijelaskan pada bagian berikut.

Uji *White Noise* dilakukan untuk pengamatan ada atau tidaknya hubungan residual antar lag dari model dengan uji *Ljung-Box*. Model deret waktu dikatakan baik apabila residualnya bersifat *White Noise* (Anggraini et al., 2023). Berikut persamaan dari uji *Ljung-Box* dituliskan pada persamaan 8.

$$Q_{m(s)} = T^2 \sum_{k=1}^{s} \frac{1}{T-k} (\hat{\Gamma}_k \hat{\Gamma}_0^{-1} \hat{\Gamma}_k \hat{\Gamma}_0^{-1}) \tag{8}$$

Dengan; $Q_{m(s)}$: Statistik Ljung–Box multivariat pada lag ke-s; T : Jumlah observasi; k: Indeks lag residual ke-k; s: Jumlah lag residual; $\hat{\Gamma}_k$: Matriks kovarians residual pada lag k; $\hat{\Gamma}_0$: Matriks kovarians residual pada lag 0; $\hat{\Gamma}_0^{-1}$: Invers matriks kovarians residual pada lag 0. Uji *White Noise* disertai dengan hipotesis yang mengasumsikan bahwa residual data tersebut aukorelasi. Hipotesis uji *White Noise* yaitu; H_0: Residual dianggap memenuhi asumsi *White Noise* (Tidak terdapat autokorelasi); dan H_1: Residual dianggap tidak memenuhi asumsi *White Noise* (Terdapat autokorelasi), dengan taraf signifikansi: α = 5% dan kriteria uji: H_0 ditolak jika *p-value* < 5%

Penelitian ini menggunakan uji normalitas residual yaitu uji *Shapiro–Wilk* yang merupakan salah satu opsi metode dalam pengujian normalitas. Dimana statistik uji *Shapiro–Wilk* didasarkan dari nilai *expected value* dari distribusi normal standar dan nilai rata-rata dari sampel. Berikut persamaan dari uji *Shapiro–Wilk* dituliskan pada persamaan 8 (Ahadi & Zain, 2023).

$$W = \frac{(\sum_1^n a_i x_i)^2}{\sum_1^n (x_i - \bar{x})^2} \tag{9}$$

Dengan; W: Statistik uji *Shapiro–Wilk*; n: Jumlah sampel; x_i: Nilai residual ke-i yang telah diurutkan; $\bar{x}$: Rata-rata residual; a: Konstanta koefisin *Shapiro–Wilk*. Uji *Shapiro–Wilk* disertai dengan hipotesis yang mengasumsikan bahwa residual data tersebut berdistribusi normal. Hipotesis uji *Shapiro–Wilk* yaitu; H_0 : Residual berdistribusi normal; dan H_1 : Residual tidak berdistribusi normal, dengan taraf signifikansi : α = 5% dan kriteria uji: H_0 ditolak jika *p-value* < 5%

Uji heteroskedastisitas digunakan untuk memeriksa varians residual dalam model VAR bersifat konstan atau berubah. Untuk menguji apakah data bersifat heteroskedastisitas digunakannya metode *Autoregressive Conditional Heterokedasticity Lagrange Multiplier* (ARCH-LM). Berikut persamaan dari uji ARCH-LM dituliskan pada persamaan 9 (Hidayatullah & Qudratullah, 2017).

$$LM = TxR^2 \tag{10}$$

Dengan; LM: Statistik uji ARCH-LM; T: Jumlah observasi; R^2: Koefisien determinasi. Uji ARCH-LM disertai dengan hipotesis yang mengasumsikan bahwa residual data tersebut bersifat heterokesdastisitas atau homoskedastis. Hipotesis uji ARCH-

LM yaitu; H_0: Residual bersifat homoskedastis (Tidak terdapat heterokesdastisitas); dan H_1: Residual bersifat heterokesdastisitas, dengan taraf signifikansi: α = 5% dan kriteria uji : H_0 ditolak jika *p-value* < 5%

Uji stabilitas model VAR bertujuan untuk mengetahui bahwa model dalam keadaan stabil dan dapat digunakan untuk analisis serta prediksi. Model VAR dikatakan stabil apabila seluruh akar karakteristik *(characteristic roots)* berada pada lingkaran satuan *(unit circle)*, atau juga dapat dengan memiliki nilai modulus < 1. Kestabilan model menjadi hal yang penting karena apabila model yang tidak stabil dapat menghasilkan prediksi yang tidak konsisten serta estimasi yang tidak reliabel (Sihombing & Arsani, 2022). Hipotesis dalam stabilitas model dapat dilihat sebagai; H_0: Model VAR stabil (akar karakteristik berada dalam *unit circle*); dan H_1: Model VAR tidak stabil (akar karakteristik berada di luar *unit circle*), dengan Kriteria uji: $|\lambda_i| < 1$ untuk seluruh akar karakteristik.

Evaluasi model VAR dilakukan untuk menilai kelayakan model sebelum digunakan pada tahap analisis lebih lanjut. Dalam hal ini, digunakannya salah satu metrik evaluasi yaitu MAPE yang merupakan ukuran kesalahan prediksi untuk mengukur keakuratan suatu model statistik dalam melakukan prediksi. Cara perhitungannya dengan cara membagi nilai kesalahan absolut setiap periode terhadap data aktual, kemudian menghitung rata-rata persentase kesalahannya (Sari & Andarwati, 2024).

$$MAPE = \frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \tag{11}$$

Dengan; $\hat{y}_i$: Nilai prediksi/peramalan dari data ke-i; y_i : Nilai aktual dari data ke-i; dan n: Total Data Terdapat kategori hasil peramalan berdasarkan nilai MAPE yang tertulis pada tabel dibawah ini (Trimono et al., 2024). Sehingga diperoleh kriteria peramalan berdasarkan nilai MAPE; (1) untuk nilai MAPE < 10% maka sangat baik; (2) jika nilai MAPE diantara 10% - 20% maka baik; (3) jika nilai MAPE diantara 20% - 50% maka cukup baik; (4) jika MAPE > 50% maka dikategorikan buruk.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang telah di *preprocessing* sebelumnya, selanjutnya dianalis dengan tahapan awal yaitu pengujian stasioneritas data. Pada tahapan awal pemodelan *Vector Autoregressive* (VAR) yaitu memastikan bahwa semua variabel kondisinya stasioner. Stasioner sendiri merupakan syarat dalam pemodelan deret waktu *(time series)* yang menggambarkan bahwa data stabil. Apabila stasioneritas tidak terpenuhi, maka hubungan antar variabel tidak stabil dan menghasilkan regresi palsu *(spurious regression).* Pengecekan stasioneritas menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* yang tertera pada tabel dibawah ini.

Tabel 3. Hasil Uji ADF Sebelum Data Stasioner

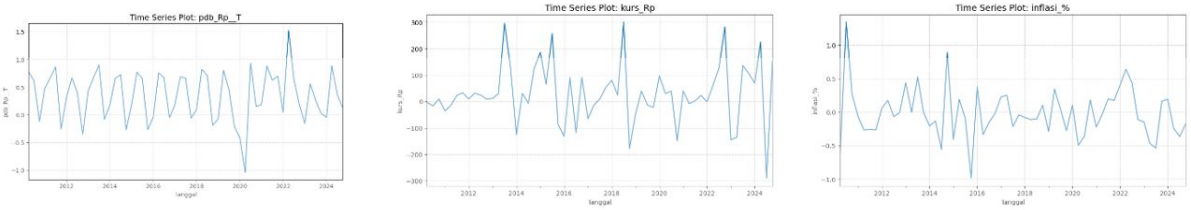
Variabel	p-value	t-statistic	Keputusan
Produk Domestik Bruto	0.9967	1.3197	Gagal Tolak H_0
Kurs	0.7349	-1.0493	Gagal Tolak H_0
Inflasi	0.5433	-1.4802	Gagal Tolak H_0

Berdasarkan tabel diatas, seluruh variabel memiliki *p-value* > 0.05, yang mengindikasikan bahwa memenuhi hipotesis nol (data memiliki *unit root*) gagal ditolak dan seluruh variabel yaitu PDB, kurs, dan inflasi tidak stasioner. Agar data memenuhi persyaratan stasioneritas, diperlukannya tahapan transformasi lanjutan yaitu transformasi *Box–Cox* dan *differencing*. Transformasi *Box–Cox* dilakukan guna mengatasi ketidakstasioneran pada varians dan mengurangi heteroskedastisitas data. Pada transformasi *Box–Cox,* nilai parameter *lambda* (λ) ditentukan untuk setiap variabel agar transformasi yang dilakukan bersifat optimal. Nilai *lambda* yang diperoleh pada setiap variabel dapat dilihat pada tabel berikut ini.

Tabel 4. Nilai *Lambda* Transformasi *Box–Cox*

Variabel	*Lambda* Optimal (λ)
Produk Domestik Bruto	0.3443
Kurs	3.1850
Inflasi	0.2067

Berdasarkan Tabel 5 tersebut, setiap variabel memiliki nilai *lambda* yang berbeda, sehingga transformasi *Box–Cox* dilakukan sesuai karakteristik distribusi dari tiap variabel. Setelah itu, dilakukan juga proses *differencing* satu kali saja untuk menghilangkan tren pada data dan membuat data stasioner dalam rata-rata. Berikut grafik hasil setelah dilakukan transformasi *Box–Cox* dan *differencing* pada data tersebut.



Gambar 1. Hasil Penyesuaian Stasioneritas Data

Gambar 1 tersebut menampilkan grafik setelah melalui dua tahap transformasi, yaitu transformasi *Box–Cox* dan *differencing*. Pada ketiga variabel tersebut adanya fluktuasi naik turun yang terjadi selama periode rentang tahun 2010 hingga 2024. Secara keseluruhan, pola pada data mengalami perubahan dibandingkan pola data aslinya yang lebih stabil dalam fluktuasinya. Secara visual, tidak adanya kecenderungan tren pada data saat ini yang menandakan bahwa data telah stasioner. Perlu dilakukannya pengujian ulang dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) guna memastikan bahwa data benar-benar stasioner secara matematis tidak hanya visual. Berikut hasil uji ADF setelah dilakukannya penyesuaian stasioneritas pada data.

Tabel 5. Hasil Uji ADF Setelah Data Stasioner

Variabel	p-value	t-statistic	Keputusan
Produk Domestik Bruto	0.0016	- 3.969	Tolak H_0
Kurs	0.0000	- 8.8048	Tolak H_0
Inflasi	0.0045	- 3.6742	Tolak H_0

Tabel 5 menunjukkan hasil uji ADF setelah data stasioner dengan dilakukannya proses transformasi *Box–Cox* dan *differencing.* Terlihat bahwa semua variabel telah mengalami penurunan *p-value* yang signifikan hingga dibawah batas signifikansi 5%, sehingga keputusan menunjukkan tolak H_0. Dengan hal tersebut mengindikasikan bahwa data telah stasioner dan dapat dilakukan analisis *Vector Autoregressive* (VAR) lebih lanjut.

Uji kausalitas Granger digunakan untuk mengetahui kemampuan suatu variabel dalam memprediksi atau menyebabkan pergerakan variabel lainnya dengan kemampuan historisnya. Dalam model *Vector Autoregressive* (VAR) uji kausalitas Granger ini dapat memperkuat pemahaman terkait hubungan dinamis antar variabel yaitu PDB, kurs, dan inflasi. Berikut hasil uji kausalitas Granger untuk ketiga variabel yaitu PDB, kurs, dan inflasi.

Tabel 6. Hasil Uji Kausalitas Granger

H_0	F_{hitung}	p-value	Keputusan
Peubah dependen = Y_1 (PDB)			
Y_2 penyebab granger Y_1	1.8486	0.1795	Gagal Tolak H_0
Y_3 penyebab granger Y_1	0.1175	0.7331	Gagal Tolak H_0
Peubah dependen = Y_2 (Kurs)			
Y_1 penyebab granger Y_2	0.5618	0.4567	Gagal Tolak H_0
Y_3 penyebab granger Y_2	4.2515	0.0440	Tolak H_0
Peubah dependen = Y_3 (Inflasi)			
Y_1 penyebab granger Y_3	1.7419	0.1924	Gagal Tolak H_0
Y_2 penyebab granger Y_3	0.0969	0.7568	Gagal Tolak H_0

Pada Tabel 6 menunjukkan adanya hubungan kausalitas dari inflasi terhadap kurs dengan keputusan gagal tolak H_0 dan nilai *p-value* sebesar 0.044. Namun secara keseluruhan, hasil pengujian memperlihatkan bahwa sebagian besar hubungan kausal antar variabel tidak signifikan. Meskipun pengaruhnya tidak terlalu besar, secara teori hubungan antara PDB, inflasi, dan kurs tetap ada dan masih bisa dilakukan analisis prediksi. Hal tersebut dikarenakan ketiga variabel tersebut termasuk ke dalam makroekonomi yang merupakan yang merupakan indikator utama dalam menggambarkan kondisi dan kinerja ekonomi suatu negara. Pertumbuhan ekonomi dapat dipengaruhi oleh stabilitas harga dan nilai tukar (kurs) melalui mekanisme permintaan agregat, daya beli, ataupun arus modal (Alifah & Sugiharti, 2022).

Identifikasi orde model dalam model VAR mendjadi hal yang penting dalam membangun model. Identifikasi orde awal dilakukan dengan menggunakan plot *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF). Plot ACF digunakan untuk mengamati korelasi antar observasi pada berbagai lag. Sedangkan plot PACF digunakan untuk mengamati korelasi parsial antara lag tanpa pengaruh dari lag sebelumnya. Kombinasi plot ACF dan PACF berfungsi untuk memberikan gambaran awal terhadap struktur suatu variabel, apakah memiliki struktur *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), atau kombinasi dari keduanya.

Hasil plot ACF dan PACF pada ketiga variabel tersebut menunjukkan bahwa pada variabel PDB terdapat pola *spike* pada beberapa lag yaitu pada lag 2, 4, 6, dan 8. Sedangkan pada variabel kurs terlihat pola yang lebih fluktuatif dan terdapat *spike* yang signifikan pada lag 4 dan lag 7. Sementara itu, pada variabel inflasi yang relatif stabil karena terdapat sebagian besar plot *spike* pada lag 1 dan 4. Secara keseluruhan, pada ketiga variabel tersebut menunjukkan pada lag 4 menjadi sebuah pola yang signifikan pada plot ACF dan PACF. Pola tersebut menandakan bahwa ketiga variabel masih mempertahankan keterkaitan pada beberapa periode sebelumnya, khususnya pada lag keempat. Sehingga dapat disimpulkan indikasi pertama untuk orde model yaitu VAR(4).

Penentuan panjang lag optimum menjadi tahap krusial dalam pemodelan VAR karena jumlah lag yang digunakan akan memengaruhi stabilitas model, akurasi estimasi, serta kemampuan model dalam menangkap dinamika hubungan antarvariabel. Dalam penelitian ini, kriteria *Akaike Information Criterion* digunakan untuk menentukan panjang lag optimum karena kriteria ini lebih sensitif dalam menangkap dinamika data deret waktu. Pemilihan lag melalui kriteria AIC ditentukan dengan memilih nilai AIC yang paling terkecil. Berikut disajikan hasil nilai optimum pada tiap lag.

Tabel 7. Nilai Optimum Tiap Lag

Lag	AIC	BIC	FPE	HQIC
1	-17.1883	-16.7113	0.0000	-17.0096
2	-17.3702	-16.5270	0.0000	-17.0559
3	-17.2950	-16.0785	0.0000	-16.8438
4	-17.0975	-15.5002	0.0000	-16.5085
5	-16.9122	-14.9263	0.0000	-16.1843

Berdasarkan tabel 7 menunjukkan bahwa bervariasinya nilai optimum pada rentang lag 1 hingga 5. Hasil lag dari kriteria AIC membuat model lebih seimbang antara kompleksitas dan kinerja prediktif. Pada lag tersebut nilai AIC terendah terdapat pada lag kedua yaitu sebesar -17. 3702 yang menandakan bahwa lag kedua menjadi lag optimum dalam model *Vector Autoregressive* (VAR).

Setelah menentukan orde model melalui kriteria AIC, maka selanjutnya yaitu mengestimasi berbagai parameter yang terdapat pada model. Model yang digunakan yaitu VAR(2) berdasarkan nilai AIC terendah, serta VAR(4) sesuai dengan identifikasi plot ACF serta PACF sebelumnya. Hasil estimasi pada model VAR(2) menunjukkan bahwa variabel PDB memiliki beberapa parameter yang signifikan, sedangkan untuk variabel kurs dan inflasi tidak ada koefisien yang signifikan. Pada model VAR(4) menghasilkan estimasi yang menunjukkan bahwa PDB dan inflasi memiliki parameter yang signifikan, namun pada variabel kurs tidak ditemukan koefisien yang signifikan. Sehingga bebeberapa variabel yang tidak ditemukan koefisien yang berpengaruh model VAR(2) dan VAR(4) mengindikasikan bahwa cenderung tidak menunjukkan keterkaitan yang kuat dengan variabel lain.

Pengujian asumsi autokorelasi dilakukan untuk memastikan bahwa residual dari model VAR tidak memiliki pola keterkaitan antar waktu. Autokorelasi yang terdapat pada residual menunjukkan bahwa model belum menangkap seluruh informasi dalam data, sehingga membuat hasil estimasi menjadi bias. Pengujian yang digunakan untuk asumsi autokorelasi yaitu uji *White Noise* dengan menggunakan tes *Ljung-Box.* Uji *Ljung–Box* digunakan karena mampu mendeteksi adanya autokorelasi pada beberapa lag sekaligus dan lebih sensitif terhadap residual dari analisis multivariat. Hasil pengujian asumsi autokorelasi model VAR dengan rentang 5 lag tertera pada bagian berikut.

Tabel 8. Hasil Uji Asumsi Autokorelasi Residual

Model	Variabel	Q-stat (Lag 5)	p-value (Lag 5)	Keputusan
VAR(2)	PDB	3.436395	0.633033	Gagal Tolak H_0
	Kurs	3.527245	0.619269	Gagal Tolak H_0
	Inflasi	8.611092	0.125619	Gagal Tolak H_0
VAR(4)	PDB	3.213892	0.667048	Gagal Tolak H_0
	Kurs	0.699025	0.983022	Gagal Tolak H_0
	Inflasi	2.311185	0.804623	Gagal Tolak H_0

Berdasarkan tabel 9 terkait hasil pengujian asumsi autokorelasi residual *white noise* menunjukkan bahwa pada model VAR(2) dan VAR(4) secara keseluruhan gagal menolak H_0 karena *p-value* > 5%, yang menunjukkan tidak terdapat variabel yang autokorelasi pada residual. Sehingga, didapatkan bahwa informasi historis dari setiap variabel telah ditangkap dengan baik oleh model. Oleh karena itu, model dapat digunakan untuk analisis selanjutnya.

Pengujian normalitas residual dilakukan untuk mengetahui residual pada model VAR berdistribusi normal atau tidak. Normalitas dilakukan agar estimasi model menghasilkan hasil yang valid dan dapat diinterpretasikan dengan baik. Jika residual dalam model tidak berdistribusi normal, maka dapat mempengaruhi keakuratan prediksi serta validitas uji

statistik yang digunakan. Pengujian dilakukan dengan uji *Shapiro–Wilk*, karena metode ini lebih sensitif untuk sampel kecil hingga menengah dalam data deret waktu.

Tabel 9. Hasil Uji Normalitas Residual

Model	Variabel	W (Statistik Shapiro-Wilk)	p-value	Keputusan
VAR(2)	PDB	0.9176	0.0035	Tolak H_0
	Kurs	0.9406	0.0227	Tolak H_0
	Inflasi	0.9797	0.6095	Gagal Tolak H_0
VAR(4)	PDB	0.9077	0.0022	Tolak H_0
	Kurs	0.9644	0.2010	Gagal Tolak H_0
	Inflasi	0.9746	0.4501	Gagal Tolak H_0

Pada tabel hasil uji *Shapiro-Wilk* terlihat bahwa terdapat hasil keputusan yang berbeda antar variabel pada masing-masing model. Pada model VAR(2), residual untuk variabel PDB dan kurs menunjukkan nilai *p-value* masing-masing sebesar 0.0035 dan 0.0227, sehingga H_0 ditolak dan menunjukkan bahwa residual keduanya tidak berdistribusi normal. Namun, untuk variabel inflasi pada model VAR(2) menunjukkan *p-value* sebesar 0.6095, sehingga H_0 gagal ditolak dan residual berdistribusi normal.

Sedangkan, pada model VAR(4) untuk variabel PDB memiliki *p-value* sebesar 0.0022, yang mengindikasikan bahwa tidak berdistribusi normal. Namun, untuk variabel kurs dan inflasi pada model VAR(4) menunjukkan bahwa H_0 gagal ditolak yang berarti memenuhi asumsi normalitas. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa terdapat fluktuasi yang tidak selalu mengikuti bentuk distribusi normal secara sempurna ataupun cenderung ekstrem seperti pada variabel PDB. Tetapi, model masih bisa dilanjutkan untuk analisis selanjutnya karena asumsi normalitas residual bukan merupakan syarat utama dalam proses estimasi parameter VAR.

Pengujian heteroskedastisitas bertujuan untuk mengetahui adanya varians residual dari model VAR yang tidak konstan. Adanya heteroskedastisitas dapat menyebabkan penaksiran varians tidak akurat sehingga berdampak pada uji statistik dan interpretasi model yang bias. Pengujian heteroskedastisitas menggunakan uji *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Lagrange Multiplier* (ARCH–LM) untuk mendeteksi adanya pola varians residual yang berubah seiring waktu.

Tabel 10. Hasil Uji Heteroskedastisitas

Model	Variabel	LM-stat	p-value	Keputusan
VAR(2)	PDB	3.1045	0.6839	Gagal Tolak H_0
	Kurs	1.9947	0.8499	Gagal Tolak H_0
	Inflasi	8.6736	0.1228	Gagal Tolak H_0
VAR(4)	PDB	4.7584	0.4461	Gagal Tolak H_0
	Kurs	2.0113	0.8476	Gagal Tolak H_0
	Inflasi	5.4822	0.3599	Gagal Tolak H_0

Berdasarkan tabel hasil uji heteroskedastisitas menunjukkan bahwa pada model VAR(2) dan VAR(4) seluruh variabel berkeputusan gagal tolak H_0. Keputusan tersebut menunjukkan bahwa residual pada ketiga variabel tidak mengandung heteroskedastisitas dan varians residual bersifat konstan (homoskedastis). Uji stabilitas bertujuan untuk menguji bahwa model VAR yang digunakan memenuhi kondisi kestabilan dan layak digunakan untuk peramalan. Model VAR dikatakan dalam kondisi stabil apabila semua akar karakteristik berada di dalam lingkaran satuan (*unit circle*) atau juga dengan mempunyai modulus < 1.Hasil uji stabilitas model VAR yang tersaji pada tabel dibawah ini.

Tabel 11. Hasil Uji Stabilitas Model

Model	Modulus Terbesar	Keputusan
VAR(2)	0.68355679	Gagal Tolak H_0
VAR(4)	0.88163753	Gagal Tolak H_0

Tabel 11 menunjukkan hasil uji stabilitas model, di mana nilai modulus terbesar pada model VAR(2) dan VAR(4) masing-masing adalah 0.6836 dan 0.8816. Nilai tersebut lebih kecil daripada 1 yang menunjukkan bahwa H_0 gagal ditolak, sehingga seluruh akar karakteristik berada di dalam *unit circle* dan kedua model memenuhi kondisi stabilitas. Evaluasi kinerja model VAR bertujuan untuk menilai kinerja model dalam menggambarkan pola data serta melakukan prediksi kedepannya. Pada evaluasi model ini digunakan metrik evaluasi yaitu *Mean Absolute Percentage Error* dengan menggunakan data pada *in-sample* (data latih) dan *out-of-sample* (data uji) untuk memberikan gambaran komprehensif

terkait ketepatan model dalam menghasilkan nilai estimasi terhadap data aktual. Berikut hasil evaluasi model tertera pada tabel dibawah ini.

Tabel 12. Hasil Evaluasi Model

Model	Variabel	MAPE Train (%)	MAPE Test (%)
VAR(2)	PDB	1.769576	4.119503
	Kurs	2.256570	3.113226
	Inflasi	18.138966	45.318867
VAR(4)	PDB	1.546240	2.208487
	Kurs	2.252244	2.308833
	Inflasi	15.453652	38.665210

Berdasarkan hasil evaluasi diatas menunjukkan bahwa baik pada model VAR(2) maupun VAR(4) menghasilkan nilai MAPE train yang lebih rendah daripada MAPE test. Pada prediksi *out of sample*, pada data test untuk variabel PDB dan kurs menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai evaluasi model berada di bawah 5% pada kedua model. Sebaliknya, pada data test untuk variabel inflasi menunjukkan nilai evaluasi model yang relatif tinggi, yaitu sebesar 45.32% pada VAR(2) dan 38.67% pada VAR(4), yang tergolong ke kategori cukup dan menunjukkan bahwa inflasi lebih sulit diprediksi dibandingkan PDB dan kurs karena mudah berubah serta dipengaruhi oleh shock eksternal maupun kebijakan ekonomi. Secara keseluruhan, model VAR(4) memberikan kinerja prediksi *in sample* dan *out of sample* yang lebih baik dibandingkan VAR(2) pada seluruh variabel. Hal tersebut menunjukkan lag yang lebih panjang pada VAR(4) mampu menangkap dinamika pada data makroekonomi triwulanan, sehingga meningkatkan akurasi prediksi terutama pada variabel PDB dan inflasi. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakannya model VAR(4) untuk analisis prediksi lanjutan.

Setelah melalui berbagai tahapan sebelumnya, untuk selanjutnya membangun model *Vector Autoregressive* (VAR) yang merepresentasikan hubungan dinamis antar variabel makroekonomi yang digunakan, yaitu PDB, kurs, dan inflasi. Berdasarkan hasil pemodelan, model yang digunakan yaitu VAR(4), dengan representasi adanya pengaruh nilai historis variabel endogen pada tiap variabelnya, baik itu dari variabel sendiri ataupun variabel endogen lainnya, hingga empat periode sebelumnya. Bentuk umum VAR(4) tertulis dalam persamaannya secara matematis berikut.

$$PDB_t = 0.0316 + 0.1138\ PDB_{t-1} - 0.1021\ Kurs_{t-1} + 0.1277\ Inflasi_{t-1} - 0.2432\ PDB_{t-2} - 0.0505\ Kurs_{t-2} + 0.3663\ Inflasi_{t-2} - 0.0538\ PDB_{t-3} + 0.0770\ Kurs_{t-3} - 0.1685\ Inflasi_{t-3} + 0.3542\ PDB_{t-4} - 0.0392\ Kurs_{t-4} - 0.0824\ Inflasi_{t-4} + \varepsilon_{1t}$$

$$Kurs_t = 0.0303 - 0.0520\ PDB_{t-1} - 0.0393\ Kurs_{t-1} + 0.6504\ Inflasi_{t-1} + 0.2758\ PDB_{t-2} - 0.0864\ Kurs_{t-2} + 0.0006\ Inflasi_{t-2} - 0.4141\ PDB_{t-3} + 0.0265\ Kurs_{t-3} + 0.4376\ Inflasi_{t-3} + 0.4283\ PDB_{t-4} - 0.1872\ Kurs_{t-4} - 0.4833\ Inflasi_{t-4} + \varepsilon_{2t}$$

$$Inflasi_t = -0.0159 + 0.1380\ PDB_{t-1} - 0.0179\ Kurs_{t-1} - 0.3487\ Inflasi_{t-1} + 0.0581\ PDB_{t-2} - 0.0279\ Kurs_{t-2} - 0.0440\ Inflasi_{t-2} + 0.1494\ PDB_{t-3} - 0.0541\ Kurs_{t-3} - 0.1039\ Inflasi_{t-3} + 0.0884\ PDB_{t-4} - 0.0397\ Kurs_{t-4} - 0.2889\ Inflasi_{t-4} + \varepsilon_{3t}$$

Model VAR(4) tersebut menunjukkan bahwa PDB, kurs, dan inflasi dipengaruhi oleh nilai masa lalu setiap variabel dalam sistem, sehingga interaksi antar variabel dapat diamati secara simultan. Koefisien yang bernilai positif menunjukkan bahwa kenaikan suatu variabel pada periode sebelumnya cenderung diikuti oleh kenaikan pada periode berikutnya, yang mencerminkan adanya *persistence* atau kecenderungan berlanjutnya pola pergerakan. Sedangkan, koefisien yang bernilai negatif menunjukkan adanya hubungan berlawanan arah, sebagai penyesuaian terhadap perubahan pada periode sebelumnya. Sehingga, model ini dapat digunakan untuk menganalisis pola dinamis antar indikator makroekonomi, termasuk melihat respons variabel terhadap guncangan serta menghasilkan prediksi pada periode mendatang.

Pada tahapan akhir penelitian, model VAR(4) digunakan untuk memproyeksikan nilai tiap variabelnya yang menjadi fokus penelitian, yaitu PDB, kurs, dan inflasi. Prediksi dilakukan secara multivariat sehingga setiap variabel diproyeksikan dengan mempertimbangkan dinamika historis serta keterkaitannya dengan variabel lain dalam sistem. Hasil prediksi model VAR tertulis pada tabel sebagai berikut.

Tabel 13. Hasil Prediksi

Tanggal	PDB (Trilliun)	Kurs (Rp)	Inflasi (%)
2022 – 03 – 01	4581.7086	14433	2.04
2022 – 06 – 01	4702.2107	14650	2.11
...	...	...	...
2024 – 09 – 01	5559.2519	15344	1.62
2024 – 12 – 01	5658.3155	15417	1.57

Berdasarkan tabel diatas, hasil prediksi menunjukkan bahwa PDB mengalami peningkatan sepanjang periode prediksi. PDB diproyeksikan meningkat dari sekitar 4581.71 triliun pada Maret 2022 menjadi sekitar 5658.32 triliun pada Desember 2024. Tren tersebut menandakan bahwa model menangkap pola pertumbuhan ekonomi dan adanya tren ekspansi ekonomi dalam jangka menengah. Pada variabel kurs, hasil prediksi juga menunjukkan adanya kenaikan nilai tukar dari sekitar Rp14433 menjadi sekitar Rp15417 tiap dolar Amerika Serikat pada akhir periode. Kenaikan kurs ini menunjukkan adanya depresiasi nilai rupiah dengan kemungkinan adanya tekanan pelemahan nilai tukar yang berlangsung secara perlahan.

Sedangkan, variabel inflasi menunjukkan pola yang stabil menurun dari sekitar 2.04% hingga menjadi 1.57% pada akhir 2024. Pola tersebut mengindikasikan bahwa tekanan harga berada pada tingkat yang terkendali, sehingga stabilitas harga relatif terjaga. Secara keseluruhan, hasil prediksi model VAR menggambarkan bahwa perekonomian Indonesia cenderung meningkat, disertai pelemahan nilai tukar dan inflasi yang relatif terkendali. Hal ini dapat menjadi gambaran awal bagi analisis kebijakan, khususnya dalam menjaga stabilitas kurs dan mengendalikan tekanan inflasi agar pertumbuhan ekonomi tetap stabil.

KESIMPULAN

Penelitian ini membangun model *Vector Autoregressive* (VAR) untuk menganalisis dan memprediksi variabel makroekonomi Indonesia, yaitu PDB, kurs, dan inflasi. Terdapat dua model yang muncul yaitu VAR(2) berdasarkan hasil kriteria AIC dan VAR(4) hasil dari identifikasi plot ACF dan PACF. Namun, model VAR(4) dipilih dalam penelitian ini karena memberikan performa *out of sample* yang lebih baik pada seluruh variabel. Nilai MAPE test yang diperoleh dari VAR(4) yaitu 2.21% untuk PDB, 2.31% untuk kurs, dan 38.67% untuk inflasi, yang mengindikasikan akurasi prediksi sangat baik pada PDB dan kurs, sedangkan inflasi tergolong cukup karena sifatnya lebih volatil. Hasil prediksi menunjukkan PDB cenderung meningkat hingga mencapai 5658.3155 trilliun, kurs bergerak naik ke arah depresiasi rupiah hingga Rp15417 tiap dolar AS yangberpotensi menekan biaya impor dan stabilitas harga, serta inflasi relatif stabil menurun di angka 1.57% yang mengindikasikan kondisi harga yang cukup terkendali.

Penelitian ini juga masih terbatas karena hanya menggunakan tiga variabel utama sehingga belum menangkap pengaruh faktor lain secara komprehensif yang berpotensi memengaruhi kurs maupun inflasi baik dalam jangka pendek ataupu jangka panjang. Selain itu, penggunaan VAR dengan lag yang lebih panjang berkemungkinan menghasilkan banyak parameter dibandingkan jumlah observasi, sehingga dapat menimbulkan ketidakstabilan estimasi pada sampel terbatas. Dengan demikian, saran untuk penelitian selanjutnya yaitu menggunakan pendekatan menjadi *Bayesian Vector Autoregressive* (BVAR), guna memberikan regularisasi *(shrinkage)* sehingga estimasi lebih stabil dan meningkatkan akurasi prediksi terutama pada variabel inflasi yang lebih volatil.

DAFTAR PUSTAKA

Ahadi, G. D., & Zain, N. N. L. E. (2023). Pemeriksaan Uji Kenormalan dengan Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling dan Shapiro-Wilk. *EIGEN MATHEMATICS JOURNAL*, *6*(1), 11–19. https://doi.org/10.29303/emj.v6i1.131

Alifah, A. L., & Sugiharti, R. R. (2022). PENGARUH MONETER TERHADAP PERTUMBUHAN EKONOMI. *TRANSEKONOMIKA: Akuntansi, Bisnis Dan Keuangan*, *2*(6), 421–438. https://doi.org/10.55047/transekonomika.v2i6.310

Anggraini, A., Sudarno, & Raihan, M. (2023). PEMODELAN AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY DALAM ANALISIS MAKROEKONOMI TERHADAP VOLATILITAS SAHAM PT DESTINASI TIRTA NUSANTARA TBK. *JURNAL CAHAYA MANDALIKA*, *3*(2), 1667–16681. https://doi.org/10.36312/jcm.v3i2.2210

Basith, A., Yusuf, A., Wicaksono, D. S., Sanjaya, N., & Machfud, S. (2025). Analisis Klaster dan Prediksi Indikator Ekonomi Makro Indonesia Menggunakan Algoritma K-Means dan Model Regresi. *PESHUM: Jurnal Pendidikan, Sosial Dan Humaniora*, *4*(6), 8428–8438. https://doi.org/10.56799/peshum.v4i6.10440

Dalimunthe, N. A., Nasution, C. P., & Putri, S. M. (2025). Hubungan Inflasi, Jumlah Uang Beredar, dan Pendapatan Nasional Terhadap Strategi Perekonomian Indonesia. *Inisiatif: Jurnal Ekonomi, Akuntansi Dan Manajemen*, *4*(2), 416–427. https://doi.org/10.30640/inisiatif.v4i2.3995

Fahrudin. (2024). FAKTOR-FAKTOR PENENTU PERTUMBUHAN EKONOMI: ANALISIS KONSEP, INDIKATOR, DAN PENDEKATAN PENGUKURAN. *Interdisciplinary Explorations in Research Journal (IERJ)*, *2*(3), 1375–1384. https://doi.org/10.62976/ierj.v2i3.685

Fauziyah, E., Ispriyanti, D., & Tarno. (2021). PEMODELAN DAN PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG) MENGGUNAKAN ARIMAX-TARCH. *JURNAL GAUSSIAN*, *10*(4), 594–604. https://doi.org/10.14710/j.gauss.10.4.595-604

Febrianti, D. R., Tiro, M. A., & Sudarmin, S. (2021). Metode Vector Autoregressive (VAR) dalam Menganalisis Pengaruh Kurs Mata Uang Terhadap Ekspor Dan Impor Di Indonesia. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, *3*(1), 23–30. https://doi.org/10.35580/variansiunm14645

Hendajany, N., & Wati, R. (2020). Prediksi indikator makro ekonomi Indonesia dengan model vector autoregressive periode 2019-2023. *Jurnal Ekonomi Dan Bisnis*, *23*(2), 189–202. https://doi.org/10.24914/jeb.v23i1.2878

Hermawan, M. S., Judijanto, L., Kusumastuti, S. Y., Purnamaningrum, T. K., Suparyati, A., Pracoyo, A., Prabandari, A. I., Atmaja, U., & Ilma, A. F. N. (2025). *Perkembangan dan Tantangan Perekonomian dalam Rangka Percepatan Pembangunan Nasional Menuju Indonesia Emas 2045* (Sepriano, Ed.; 1st ed.). PT. Sonpedia Publishing Indonesia. https://scholar.google.com/scholar?q=+intitle:%22Pengantar%20Ekonomi%20Indonesia:%20Perkembangan%20dan%20Tantangan%20Perekonomian%20dalam%20Rangka%20Percepatan%20Pembangunan%20Nasional%20Menuju%20Indonesia%20Emas%202045%22

Hidayat, H., Sukmaya, S. G., & Heryadi, D. Y. (2022). Analisis Integrasi Pasar Cabai Merah Besar di Kota Tasikmalaya. *Jurnal Ekonomi Pertanian Dan Agribisnis*, *6*(3), 1051–1061. https://doi.org/10.21776/ub.jepa.2022.006.03.25

Hidayatullah, S., & Qudratullah, M. F. (2017). Analisis Risiko Investasi Saham Syariah Dengan Model Value AT Risk-Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heterocedasticity (VaR-APARCH). *JURNAL FOURIER*, *6*(1), 37–43. https://fourier.or.id/index.php/FOURIER/article/view/65/65

Ichsandi, F. F., Rahmawati, R., & Wilandari, Y. (2014). Peramalan Laju Inflasi dan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Model Vector Autoregressive (VAR). *JURNAL GAUSSIAN*, *3*(4), 673–682. https://doi.org/10.14710/j.gauss.3.4.673-682

Istighfarani, R., Martha, S., & Andani, W. (2024). PERAMALAN CURAH HUJAN DI KOTA PONTIANAK MENGGUNAKAN METODE VECTOR AUTOREGRESSIVE NEURAL NETWORK (VAR-NN). *Buletin Ilmiah Math. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, *13*(3), 311–320. https://doi.org/10.26418/bbimst.v13i3.77470

Kafa Billah. (2025, November 7). *Peluang dan Tantangan Ekonomi Indonesia 2026 : Mampukah Investasi dan Ekspor Menopang Pertumbuhan Ekonomi?* Kompasiana. https://www.kompasiana.com/kafabillah3185/690dba3c34777c32ed488c82/peluang-dan-tantangan-ekonomi-indonesia-2026-mampukan-investasi-dan-ekspor-menopang-pertumbuhan-ekonomi?page=all#section1

Khairani, & Sitompul, P. N. (2024). Metode Vector Autoregressive (VAR) dalam Menganalisis Pengaruh Inflasi. *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, *4*(5), 6541–6555. https://doi.org/10.31004/innovative.v4i5.15461

Limanseto, H. (2025, July 25). *Jaga Momentum Pertumbuhan di Tengah Berbagai Tantangan Global, Pemerintah Siapkan Sejumlah Langkah Strategis Untuk Semester II-2025*. KEMENTERIAN KOORDINATOR BIDANG PEREKONOMIAN REPUBLIK INDONESIA. https://www.ekon.go.id/publikasi/detail/6491/jaga-momentum-pertumbuhan-di-tengah-berbagai-tantangan-global-pemerintah-siapkan-sejumlah-langkah-strategis-untuk-semester-ii-2025

Mokorimban, F. E., Nainggolan, N., Langi, Y. A. R., & Kunci, K. (2021). Penerapan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dalam Model Intervensi Fungsi Step terhadap Indeks Harga Konsumen di Kota Manado. *D'CartesiaN: Jurnal Matematika Dan Aplikasi*, *10*(2), 91–99. https://doi.org/10.35799/dc.10.2.2021.34969

Nabila, S. U., Dewi, N. R., JL, A. R., & Tullah, W. H. (2022). Pemodelan dan Peramalan Data Ekspor Sektor Pertanian Menggunakan Model Vector Autoregressive (VAR). *Journal of Mathematics Education and Science*, *6*(1), 19–28. https://doi.org/10.32665/james.v6i1.1030

Nasrudin, M., Setyowati, E., & Wara, S. S. M. (2024). Application of VAR-GARCH for Modeling the Causal Relationship of Stock Prices in the Mining Sub-sector. *Jurnal Varian*, *8*(1), 89–96. https://doi.org/10.30812/varian.v8i1.4239

Oktavia, S., Sabrina, C. F., Pangesti, D. A., Anwar, C. J., & Suhendra, I. (2023). Analisis Pengaruh Faktor Makroekonomi Terhadap Perdagangan Internasional. *JURNAL ILMIAH MANAJEMEN, EKONOMI BISNIS, KEWIRAUSAHAAN*, *11*(1), 344–355. https://doi.org/10.30640/ekonomika45.v11i1.1871

Putri, T. A., Firdaus, A. A., Ardila, M. S., & Ibrahim, A. F. (2023). Indikator dan Permasalahan Makro Ekonomi. *JEMBA: Journal of Economics, Management, Business and Accounting*, *1*(3), 149–174. https://doi.org/10.54783/jemba.v1i3

Sari, Z. A., & Andarwati, M. (2024). PERAMALAN DOUBLE MOVING AVERAGE DAN DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING JUMLAH PENUMPANG DI STASIUN KOTABARU MALANG. *Journal of Information Systems Management and Digital Business (JISMDB)*, *1*(2), 263–272. https://doi.org/https://doi.org/10.59407/jismdb.v1i2.436

Satriatama, A. E., Wibowo, A. P., Arnold, I. G. N., Pratama, R. B., Masyhuda, T. A., Agusti, Y. A., Purwanti, E., & Werdiningsih, I. (2023). Analisis Klaster Data Pasien Diabetes untuk Identifikasi Pola dan Karakteristik Pasien. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, *5*(3), 172–182. https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i3.828

Sihombing, P. R., & Arsani, A. M. (2022). IMPLEMENTASI MODEL PANEL VAR PADA HUBUNGAN INFLASI DAN PERTUMBUHAN JUMLAH UANG BEREDAR (Studi Kasus 6 Negara ASEAN Tahun 1994-2020). *Jurnal Bayesian: Jurnal Ilmiah Statistika Dan Ekonometrika*, *2*(2), 116–125. https://doi.org/doi.org/10.46306/bay.v2i2

Sinulingga, M. A., Maruddani, D. A. I., & Hoyyi, A. (2020). VECTOR AUTOREGRESSIVE STABILITY CONDITION CHECK UNTUK PEMODELAN DAN PREDIKSI SUMBER PENERIMAAN PABEAN BELAWAN. *JURNAL GAUSSIAN*, *9*(2), 193–203. https://doi.org/10.14710/j.gauss.9.2.193-203

Sitepu, M. R. M. (2025). Pengaruh Suku Bunga Acuan terhadap Stabilitas Nilai Tukar Rupiah. *Circle Archive*, *1*(7), 1–10. https://circle-archive.com/index.php/carc/article/view/435/353

Suprapto, R. E., Trimono, & Damaliana, A. T. (2025). MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE (VAR) UNTUK PREDIKSI INDEKS HARGA KONSUMEN, HARGA BERAS, DAN INFLASI KOTA SURABAYA. *Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, *6*(1), 492–505. https://doi.org/10.46306/lb.v6i1

Trimono, Muhaimin, A., & Selayanti, N. (2024). Forecasting The Number of Traffic Accidents in Purbalingga Regency on 2023 Using Time Series Model. *8th International Seminar of Research Month 2023*, 419–427. https://doi.org/10.11594/nstp.2024.4168

Trimono, T., Sonhaji, A., & Mukhaiyar, U. (2020). FORECASTING FARMER EXCHANGE RATE IN CENTRAL JAVA PROVINCE USING VECTOR INTEGRATED MOVING AVERAGE. *MEDIA STATISTIKA*, *13*(2), 182–193. https://doi.org/10.14710/medstat.13.2.182-193