



**ANALISIS DATA STATISTIK - SS234523**

## **Analisis Interdependensi dan Peramalan Nilai US Dollar Index (DXY) dan Nilai Tukar EUR/USD Menggunakan Pendekatan Vector Autoregressive (VAR)**

**Yansen Demos Putra Nirwana**

NRP 5003221151

**Muhammad Ilham Ramadhan**

NRP 5003221151

Dosen Pembimbing

**Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.**

NIP 19780406 200112 2 002

**Program Studi S1 Statistika**

Departemen Statistika

Fakultas Sains dan Analitika Data

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2025

## **ABSTRAK**

Nilai tukar menjadi indikator penting dalam perekonomian global. Hubungan antara US Dollar Index (DXY) dan nilai tukar EUR/USD mencerminkan interaksi dua kekuatan ekonomi besar, yaitu Amerika Serikat dan Uni Eropa. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis interdependensi serta melakukan peramalan terhadap DXY dan EUR/USD menggunakan pendekatan Vector Autoregressive (VAR). Data yang digunakan adalah data bulanan dari Juli 2015 hingga Juni 2025. Hasil analisis menunjukkan bahwa kedua variabel memiliki hubungan dinamis signifikan pada lag ke-3, meskipun tidak terdapat kausalitas langsung berdasarkan uji Granger. Model VAR(3) yang diperoleh telah memenuhi seluruh asumsi diagnostik dan memberikan hasil peramalan yang akurat, dengan nilai MAPE sebesar 2,95% untuk DXY dan 3,2% untuk EUR/USD. Model ini menunjukkan potensi yang baik untuk digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan di sektor keuangan dan kebijakan moneter.

**Kata kunci: DXY, EUR/USD, Interdependensi, Peramalan, Vector Autoregressive (VAR)**

## DAFTAR ISI

ABSTRAK.....	i
DAFTAR ISI.....	ii
DAFTAR GAMBAR.....	iv
DAFTAR TABEL.....	v
BAB 1    PENDAHULUAN .....	6
1.1    Latar Belakang.....	6
1.2    Rumusan Masalah .....	7
1.3    Tujuan.....	8
1.4    Manfaat.....	8
1.5    Batasan Masalah.....	8
BAB 2    TINJAUAN PUSTAKA.....	9
2.1    Statistika Deskriptif.....	9
2.2    Multivariate Time Series .....	9
2.3    Identifikasi Pola Linieritas.....	9
2.4    Granger Causality .....	10
2.5    Uji Stasioneritas Model Multivariate Time Series .....	11
2.6    Model Vector Autoregressive (VAR) .....	12
2.7    Penentuan Lag Optimal .....	13
2.8    Estimasi Parameter Vector Autoregressive .....	13
2.9    Diagnostic Checking .....	14
2.9.1    Pengujian White Noise Residual .....	14
2.9.2    Pemeriksaan Asumsi Distribusi Multivariate Normal.....	14
2.9.3    Pengujian Homoskedastisitas Residual .....	15
2.10    Ketepatan Model.....	16
2.11    US Dollar Index (DXY) .....	16
2.12    Nilai Tukar Euro terhadap USD .....	16
BAB 3    METODOLOGI.....	18
3.1    Sumber Data .....	18
3.2    Variabel Penelitian .....	18
3.3    Langkah Analisis .....	18
3.4    Diagram Alir.....	19
BAB 4    HASIL DAN PEMBAHASAN.....	20

4.1	Karakteristik Data DXY dan EUR/USD .....	20
4.2	Uji Nonlinearitas pada Data Time Series .....	21
4.3	Identifikasi Hubungan Kausalitas.....	21
4.4	Identifikasi Stationer pada Data Time Series .....	21
4.4.1	Stationer dalam Varians.....	22
4.4.2	Stationer dalam Mean.....	22
4.5	Pemilihan Model VAR Sementara .....	23
4.6	Estimasi Parameter Model VAR .....	23
4.7	Pemeriksaan Asumsi Residual .....	25
4.7.1	Uji White Noise .....	25
4.7.2	Uji Normalitas Multivariat .....	25
4.7.3	Uji Heteroskedastisitas .....	26
4.8	Model Terbaik .....	26
4.9	Peramalan Data DXY dan USD/EUR .....	27
BAB 5	PENUTUP.....	29
5.1	Kesimpulan.....	29
5.2	Saran .....	29
	DAFTAR PUSTAKA .....	31
	LAMPIRAN.....	33

## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir Penelitian.....	19
<b>Gambar 4.1</b> Time Series Plot (a) DXY, (b) EUR/USD.....	20
<b>Gambar 4.2</b> Hasil Setelah Transformasi Box-Cox (a) DXY, (b) EUR/USD .....	22
<b>Gambar 4.3</b> MACF Sebelum Differencing .....	22
<b>Gambar 4.4</b> Hasil permodelan dan peramalan model VAR(3) (a) DXY, (b) EUR/USD .....	28

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2. 1</b> Transformasi Box-Cox.....	12
<b>Tabel 3.1</b> Struktur Data .....	18
<b>Tabel 4.1</b> Karakteristik Data .....	20
<b>Tabel 4.2</b> Identifikasi Linearitas Data .....	21
<b>Tabel 4.3</b> Hasil Uji Kausalitas antar Variabel.....	21
<b>Tabel 4.4</b> Identifikasi Stationer dalam Varians .....	22
<b>Tabel 4.5</b> Hasil Stationer dalam Mean setelah Differencing 1 .....	23
<b>Tabel 4.6</b> AIC Model VAR .....	23
<b>Tabel 4.7</b> Estimasi Parameter model VAR(3).....	24
<b>Tabel 4.8</b> Estimasi Parameter model VAR(3) setelah restrict .....	24
<b>Tabel 4.9</b> Pengujian White Noise variable DXY .....	25
<b>Tabel 4.10</b> Pengujian White Noise variable EUR/USD.....	25
<b>Tabel 4.11</b> Pengujian Normalitas Multivariat menggunakan Mardia's Test .....	25
<b>Tabel 4.12</b> Uji Heteroskedastisitas pada residual DXY .....	26
<b>Tabel 4.13</b> Uji Heteroskedastisitas pada residual EUR/USD .....	26
<b>Tabel 4.14</b> Evaluasi MAPE model terbaik VAR(3).....	27
<b>Tabel 4.15</b> Peramalan US Dollar Index dan Nilai tukar EUR/USD .....	27

# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Nilai tukar merupakan salah satu indikator penting yang mencerminkan kondisi perekonomian suatu negara dalam hubungannya dengan negara lain. Fluktuasi nilai tukar dapat memicu tekanan inflasi, terutama di negara yang bergantung pada impor, serta memengaruhi neraca perdagangan dengan membuat ekspor lebih kompetitif saat mata uang melemah, namun meningkatkan biaya impor (Rao, 2024). Ketidakstabilan nilai tukar juga dapat menurunkan pertumbuhan ekonomi melalui jalur inflasi, neraca perdagangan, utang luar negeri, dan arus investasi asing langsung (Hadijah et al., 2024). Ketika mata uang suatu negara melemah, daya saing produk lokal di pasar internasional meningkat, namun beban impor dan utang luar negeri juga ikut naik. Sebaliknya, penguatan mata uang dapat menurunkan harga barang impor tetapi berisiko menekan ekspor. Di tengah keterkaitan ekonomi antarnegara saat ini, perubahan nilai tukar dapat menimbulkan ketidakpastian yang luas. Oleh karena itu, pemantauan dan analisis nilai tukar menjadi penting bagi pemerintah, pelaku usaha, maupun peneliti dalam menyusun kebijakan dan strategi ekonomi.

Sebagai mata uang utama dunia, dolar Amerika Serikat memiliki peran penting dalam sistem keuangan global. Fluktuasi nilai tukar dolar juga memengaruhi harga komoditas global seperti minyak dan emas, serta menambah tekanan pada negara yang memiliki utang luar negeri dalam denominasi dolar (Zhou et al., 2022). Karena itu, perubahan nilai tukar dolar terhadap mata uang lain dapat berdampak besar pada kestabilan ekonomi berbagai negara. Untuk mengukur kekuatan dolar secara umum, digunakan sebuah alat bernama US Dollar Index (DXY). Indeks ini menunjukkan perbandingan nilai dolar terhadap enam mata uang utama dunia, yaitu euro, yen Jepang, poundsterling Inggris, dolar Kanada, krona Swedia, dan franc Swiss. Nilai DXY berubah sesuai dengan naik-turunnya nilai dolar terhadap mata uang-mata uang tersebut. Indeks ini sering digunakan oleh pelaku pasar dan pembuat kebijakan untuk memahami kondisi ekonomi Amerika Serikat dan arah pergerakan pasar global, karena mencerminkan sentimen pasar terhadap kekuatan dolar.

Nilai tukar euro terhadap dolar Amerika Serikat (EUR/USD) memiliki keterkaitan erat dengan US Dollar Index (DXY). Euro merupakan komponen terbesar dalam indeks tersebut, dengan porsi sekitar 57,6% dari total bobot mata uang yang digunakan dalam perhitungannya (Investopedia, 2024). Kondisi ini membuat pergerakan EUR/USD tidak hanya mencerminkan dinamika antara dua mata uang utama, tetapi juga berdampak langsung terhadap kekuatan dolar AS di pasar global. EUR/USD adalah salah satu nilai tukar yang paling aktif diperdagangkan di pasar valuta asing dan menjadi fokus utama pelaku pasar di berbagai negara. Hubungan antara euro dan dolar menggambarkan interaksi dua blok ekonomi terbesar di dunia, yakni Uni Eropa dan Amerika Serikat. Pergerakannya sangat responsif terhadap kebijakan ekonomi, data makroekonomi, serta peristiwa global yang berkaitan dengan kedua kawasan tersebut. Tingginya volume perdagangan dan tingkat likuiditas dari kedua mata uang ini menjadikannya tolok ukur penting dalam aktivitas pasar valuta asing. Oleh karena itu, memahami pergerakan EUR/USD menjadi bagian penting dalam analisis nilai tukar dan peramalan ekonomi global.

US Dollar Index (DXY) dan nilai tukar EUR/USD memiliki hubungan yang saling memengaruhi. Perubahan pada EUR/USD dapat berdampak langsung terhadap pergerakan DXY. Sebaliknya, fluktuasi DXY juga bisa memberi tekanan pada nilai tukar EUR/USD. Hubungan dua arah ini menunjukkan bahwa keduanya saling bergantung dan tidak bisa

dianalisis secara terpisah. Di tengah kondisi global yang tidak menentu, kemampuan untuk memahami dan meramalkan pergerakan keduanya menjadi sangat penting. Hal ini dibutuhkan dalam pengambilan keputusan ekonomi, penentuan strategi investasi, hingga perumusan kebijakan moneter. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang dapat menangkap hubungan timbal balik secara simultan. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah Vector Autoregressive (VAR), karena mampu menganalisis keterkaitan antar variabel serta menghasilkan proyeksi nilai tukar ke depan secara bersamaan.

Beberapa penelitian sebelumnya mengenai penggunaan metode VAR untuk peramalan multivariat dengan kondisi variabel yang memiliki hubungan. Ichsandi et al. (2014) yang meramalkan laju inflasi dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika menggunakan Vector Autoregressive (VAR). Berdasarkan hasil peramalan, model VAR menunjukkan bahwa laju inflasi dalam lima periode mengalami fluktuasi yang stabil dengan rata-rata sebesar 0,33%. Sementara itu, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika cenderung mengalami penurunan secara bertahap pada empat periode awal dan mengalami kenaikan pada periode kelima, dengan rata-rata sebesar Rp10.018,76. Hayati (2016) yang melakukan peramalan harga saham Jakarta Islamic Index dengan menggunakan metode Vector Autoregressive (VAR). Penelitian serupa dilakukan oleh Hayati (2016) yang melakukan peramalan harga saham Jakarta Islamic Index menggunakan metode Vector Autoregressive (VAR). Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode VAR mampu mengidentifikasi hubungan dinamis antar saham dalam sektor yang sama. Sebagai contoh, harga saham ASRI tidak hanya dipengaruhi oleh variabel dummy outlier dan harga sahamnya sendiri pada hari sebelumnya, tetapi juga dipengaruhi oleh harga saham SMRA pada satu dan dua hari sebelumnya. Sementara itu, harga saham BSDE tidak menunjukkan pengaruh dari saham real estate lainnya, melainkan dipengaruhi oleh pergerakannya sendiri pada satu hingga dua hari sebelumnya. Harga saham PWON dipengaruhi oleh harga saham BSDE dan LPKR pada satu hingga dua hari sebelumnya, serta oleh harga saham PWON sendiri pada satu hari sebelumnya. Adapun harga saham SMRA dipengaruhi oleh harga saham BSDE pada dua hari sebelumnya. Dari dua temuan tersebut memperkuat bukti bahwa VAR merupakan metode yang efektif untuk menangkap hubungan saling memengaruhi antar variabel dalam sistem yang kompleks dan dapat digunakan untuk keperluan peramalan di sektor keuangan.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Pergerakan nilai tukar menjadi salah satu isu penting dalam ekonomi global, terutama ketika melibatkan mata uang utama dunia seperti dolar Amerika Serikat dan euro. US Dollar Index (DXY) dan nilai tukar EUR/USD merupakan dua indikator yang sering digunakan oleh pelaku pasar, pembuat kebijakan, dan peneliti untuk memahami arah pasar keuangan internasional. Kedua indikator ini saling memengaruhi karena mencerminkan hubungan antara dua kekuatan ekonomi besar, yaitu Amerika Serikat dan Uni Eropa. Oleh karena itu, memahami keterkaitan serta kemampuan untuk meramalkan pergerakan keduanya secara bersamaan sangat penting dalam menyusun kebijakan ekonomi dan mengurangi risiko pasar. Berdasarkan hal tersebut, permasalahan dalam penelitian ini dirumuskan sebagai berikut.

1. Bagaimana hubungan interdependensi antara indeks nilai tukar US Dollar (DXY) dan nilai tukar EUR/USD?
2. Bagaimana pemodelan indeks nilai tukar US Dollar (DXY) dan nilai tukar EUR/USD?
3. Sejauh mana tingkat akurasi model VAR dalam memproyeksikan pergerakan nilai tukar kedua variabel tersebut?



4. Bagaimana hasil peramalan DXY dan EUR/USD menggunakan pendekatan Vector Autoregressive (VAR)?

### **1.3 Tujuan**

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, didapatkan tujuan penelitian sebagai berikut.

1. Menganalisis hubungan interdependensi antara indeks nilai tukar US Dollar (DXY) dan nilai tukar EUR/USD.
2. Memodelkan indeks nilai tukar US Dollar (DXY) dan nilai tukar EUR/USD.
3. Mengetahui tingkat akurasi model VAR dalam memproyeksikan pergerakan nilai tukar kedua variabel tersebut
4. Meramalkan indeks nilai tukar US Dollar (DXY) dan nilai tukar EUR/USD menggunakan Vector Autoregressive (VAR).

### **1.4 Manfaat**

Manfaat yang diperoleh dari penelitian yaitu mengetahui keterkaitan antara indeks nilai tukar US Dollar (DXY) dan nilai tukar EUR/USD serta memperoleh hasil peramalan yang dapat digunakan untuk memprediksi pergerakan keduanya. Hasil ini diharapkan berguna bagi investor, analis keuangan, dan pembuat kebijakan dalam mengambil keputusan yang lebih tepat di tengah dinamika pasar global.

### **1.5 Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah data yang digunakan berupa nilai tukar US Dollar Index (DXY) dan nilai tukar EUR/USD dalam bentuk data bulanan, dengan periode analisis mulai dari Juli 2015 hingga Juni 2025.

## **BAB 2**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Statistika Deskriptif**

Statistika deskriptif merupakan cabang dari ilmu statistika yang fokus pada teknik-teknik penyajian data agar lebih mudah dipahami dan memiliki nilai informatif. Secara umum, statistika deskriptif dapat diartikan sebagai kumpulan metode yang digunakan untuk mengumpulkan, mengorganisasi, dan menyajikan data sehingga menghasilkan informasi yang berguna. Penting untuk dipahami bahwa statistika deskriptif hanya memberikan gambaran atau informasi tentang data yang tersedia, tanpa melakukan penarikan kesimpulan atau inferensi (Walpole, 1995).

Statistika deskriptif dapat menampilkan data dalam bentuk ukuran pemusatan, ukuran penyebaran, grafik, tabel, diagram, serta menunjukkan pola atau kecenderungan dari suatu kumpulan data. Beberapa ukuran statistik yang umum digunakan dalam statistika deskriptif meliputi nilai rata-rata (mean), simpangan baku (standar deviasi), varians, median (nilai tengah dari data yang diurutkan), dan modus. Rumus untuk menghitung nilai rata-rata (mean) dari data disajikan dalam Persamaan (2.1).

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \quad (2.1)$$

dengan  $\bar{x}$  adalah mean (rata-rata),  $x_i$  menunjukkan observasi ke- $i$ , dan  $n$  adalah banyak data.

Varians ( $s^2$ ) adalah kuadrat dari simpangan data terhadap rata-ratanya (Walpole, 1995). Rumus untuk perhitungan nilai varians diberikan pada persamaan (2.2)

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}, \quad (2.2)$$

dengan  $\bar{x}$  merupakan rata-rata yang sudah didapatkan,  $x_i$  menunjukkan observasi ke- $i$ , dan  $n$  adalah banyak data.

#### **2.2 Multivariate Time Series**

Multivariate time series merupakan cabang dari analisis deret waktu yang berfokus pada pemodelan statistik dan teknik analisis terhadap lebih dari satu data deret waktu yang saling berkaitan. Analisis ini bertujuan untuk memahami hubungan dinamis antar berbagai variabel yang diamati secara simultan dalam rentang waktu tertentu. Dengan menggunakan informasi dari variabel-variabel yang saling berhubungan, multivariate time series tidak hanya mampu menangkap pola interaksi antar seri data, tetapi juga dapat meningkatkan akurasi dalam proses peramalan masing-masing variabel secara individu (Box, Jenkins, & Reinsel, 2008: 551–552). Pendekatan ini sangat berguna ketika perubahan pada suatu variabel dapat memberikan pengaruh terhadap variabel lainnya.

#### **2.3 Identifikasi Pola Linieritas**

Untuk mengidentifikasi apakah pola hubungan dalam deret waktu bersifat linear, salah satu metode yang dapat digunakan adalah uji Terasvirta. Uji ini dirancang untuk mendeteksi adanya unsur non-linearitas dalam data. Secara umum, uji Terasvirta memiliki kemiripan dengan uji White karena keduanya didasarkan pada pendekatan model jaringan saraf (neural network). Namun, perbedaan utama terletak pada cara penentuan parameternya, uji Terasvirta

menggunakan pendekatan ekspansi Taylor untuk menentukan parameter model sementara uji White memilih parameter secara acak. Dengan demikian, uji Terasvirta dapat dimanfaatkan untuk mengevaluasi validitas asumsi linearitas pada data deret waktu. Berikut merupakan contoh model nonlinear,

$$y_t = \varphi(\gamma'w_t) + \beta'w_t + u_t$$

dimana  $\beta'w$  adalah komponen linear,  $\varphi(\gamma'w_t)$  adalah komponen nonlinear,  $\gamma'$  adalah bobot dari model jaringan saraf dari lapisan input ke lapisan tersembunyi untuk komponen nonlinear,  $\beta'$  adalah bobot dari model jaringan saraf dari lapisan input ke lapisan output untuk komponen linear, dan  $\varphi$  adalah aktivasi fungsi sigmoid. Persamaan 2.3 dapat dituliskan sebagai berikut,

$$y_t = \beta'w_t + \sum_{j=1}^q \theta_{0j} \left\{ \varphi(\gamma'w_t) - \frac{1}{2} \right\} + u_t \quad (2.3)$$

dimana  $\theta_{0j}$  adalah bobot dari model jaringan saraf dari lapisan tersembunyi ke lapisan output untuk komponen nonlinear. Jika komponen nonlinear adalah 0, maka data memiliki hubungan linear. Berikut merupakan hipotesisnya.

$H_0 : \theta_q = 0$  (tidak terdapat hubungan nonlinear)

$H_1 : \theta_q \neq 0$  (terdapat hubungan non-linear dalam data)

Nilai parameter jaringan saraf dalam uji Terasvirta menggunakan ekspansi *Taylor* sehingga diperoleh model baru.

$$y_t = \beta'w_t + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \delta_{ij} y_{t-i} y_{t-j} + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^p \delta_{ijk} y_{t-i} y_{t-j} y_{t-k} + u_t \quad (2.4)$$

Prosedur uji Terasvirta dimulai dengan meregresikan  $Y_t$  terhadap konstanta, serta lag variabel hingga orde ke- $p$ , yaitu  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ , dengan  $k = 1, 2, \dots, p$ . Dari regresi ini, dihitung nilai residual dan jumlah kuadrat residual awal yang disebut dengan  $SSR_0 = \sum e_t^2$ . Selanjutnya, residual  $e_t$  yang telah diperoleh diregresikan kembali terhadap konstanta, lag dari variabel  $Y$ , dan sejumlah  $m$  prediktor tambahan. Dari regresi kedua ini, diperoleh nilai residual baru  $\hat{v}_t = e_t - \hat{e}_t$ , dan dihitung jumlah kuadrat residualnya, yaitu  $SSR_1 = \sum \hat{v}_t^2$ . Dalam hal ini,  $m$  adalah jumlah prediktor tambahan,  $n$  adalah jumlah total pengamatan, dan  $p$  merupakan jumlah lag pada model awal. Hipotesis nol ( $H_0$ ) ditolak apabila nilai  $F_{hit}$  lebih besar dari  $F_{(\alpha; m; n-p-m-1)}$  (Prabowo etl al., 2020).

## 2.4 Granger Causality

Dalam analisis deret waktu multivariat, sering kali arah hubungan kausal antar variabel tidak dapat diidentifikasi secara langsung hanya dengan melihat data (Enders, 1995: 315–316). Oleh karena itu, diperlukan suatu metode khusus untuk menguji adanya hubungan sebab-akibat di antara variabel-variabel tersebut, salah satunya melalui uji Granger Causality. Uji ini digunakan untuk mengetahui apakah suatu variabel dapat memberikan informasi yang signifikan dalam meramalkan variabel lainnya. Sebagai ilustrasi, misalkan terdapat model deret waktu multivariat VAR(1) sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_{11} & \mathbf{f}_{12} \\ \mathbf{f}_{21} & \mathbf{f}_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-1} \\ Z_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1,t} \\ a_{2,t} \end{bmatrix}$$

Hipotesis pengujian hubungan kausalitas dengan Granger Causality adalah sebagai berikut,

$H_0 : f_{21} = 0$  ( $Z_{1t}$  bukan penyebab  $Z_{2t}$ ),

$H_1 : f_{21} \neq 0$  ( $Z_{1t}$  penyebab  $Z_{2t}$ ).

Penolakan hipotesis dilakukan dengan menggunakan statistic uji chi-square berikut,

$$\chi^2 = (n - (pm^2 - m))(\log|\sum_r| - |\sum_u|), \quad (2.5)$$

dimana  $n$  merupakan banyak observasi yang digunakan,  $p$  adalah parameter,  $\sum_r$  adalah matriks varians kovarian residual model *restricted* dan  $\sum_u$  adalah matriks varians kovarian residual model *unrestricted*.  $H_0$  ditolak jika  $\chi^2 > \chi^2_{(\alpha; df)}$  atau  $p - \text{value} < \alpha$ .

## 2.5 Uji Stasioneritas Model Multivariate Time Series

Suatu deret waktu dikatakan stasioner apabila tidak menunjukkan pola perubahan yang signifikan pada rata-rata maupun variansinya dari waktu ke waktu. Artinya, data deret waktu yang stasioner cenderung tidak mengalami lonjakan atau penurunan nilai yang tajam, serta fluktuasinya terjadi di sekitar rata-rata yang bersifat konstan (Wei, 2006).

Kondisi stasioner mencakup dua aspek utama, yaitu stasioner dalam rata-rata (mean) dan stasioner dalam variansi. Suatu deret waktu dikatakan stasioner apabila nilai rata-rata  $\mu$ ,  $\gamma_k$ , dan variansi  $\sigma^2$  tidak dipengaruhi oleh waktu pengamatan (Wei, 2006). Secara matematis, hal ini dapat dinyatakan sebagai berikut,

$$E(Z_t) = E(Z_{t+k}) = \mu, \quad (2.6)$$

$$Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2, \quad (2.7)$$

$$Cov(Z_t, Z_{t+k}) = E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)] = \gamma_k. \quad (2.8)$$

Dalam pemodelan deret waktu univariat, kestasioneran terhadap rata-rata dapat dievaluasi secara visual melalui plot ACF dan Dickey-Fuller Test dari data observasi. Sementara itu, kestasioneran terhadap variansi dapat ditinjau menggunakan plot Box-Cox. Jika plot ACF menunjukkan pola penurunan yang lambat, hal ini mengindikasikan bahwa data belum stasioner terhadap rata-rata. Selanjutnya, stasioner dalam mean divalidasi lebih lanjut dengan menggunakan Dickey-Fuller Test sebagai berikut.

$H_0 : \delta_1 = 1$  (Data belum stationer)

$H_1 : \delta_1 < 1$  (Data telah stationer)

Dimana statistic uji yang digunakan untuk menentukan stationeritas dalam mean adalah dengan menggunakan  $\hat{\tau}$  hitung sebagai berikut,

$$DF = \hat{\tau} = \frac{\hat{\delta} - 1}{se(\hat{\delta})}. \quad (2.9)$$

Tolak  $H_0$  apabila  $\hat{\tau}$  lebih besar dari  $\tau$  Dickey Fuller dengan derajat bebas  $n$ . Tolak  $H_0$  akan mengartikan bahwa data telah stationer. Apabila belum stationer maka diperlukan penerapan proses differencing untuk menjadikan data bersifat stasioner (Makridakis et al., 1999), yang dirumuskan sebagai berikut,

$$Y_t = Z_t - Z_{t-1}, \quad (2.10)$$

Dimana  $Y_t$  merupakan data hasil *differencing*,  $Z_t$  adalah variabel  $Z$  pada waktu ke- $t$  dan  $t$  adalah waktu kejadian.

Proses untuk menstasionerkan data dalam varians dapat dilakukan menggunakan transformasi Box-Cox. Untuk suatu nilai parameter  $\lambda$ , transformasi didefinisikan dengan persamaan sebagai berikut.

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln(Z_t), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.11)$$

Berikut merupakan transformasi yang dilakukan untuk beberapa nilai  $\lambda$ .

**Tabel 2. 1** Transformasi Box-Cox

$\lambda$	Transformasi
-1,0	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$(\ln (Z_t))$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	$Z_t$

## 2.6 Model Vector Autoregressive (VAR)

Dalam banyak kasus, data runtun waktu (*time series*) melibatkan lebih dari satu variabel yang diamati secara bersamaan. Ketika dua atau lebih variabel menunjukkan hubungan timbal balik atau saling memengaruhi, maka pendekatan yang tepat untuk memodelkannya adalah menggunakan pendekatan *multivariate time series*. Salah satu metode yang umum digunakan untuk memodelkan data multivariat ini adalah model Vector Autoregressive (VAR). Model ini merupakan perluasan dari model autoregressive (AR) untuk lebih dari satu variabel. Secara umum, bentuk model VAR(p) dapat ditulis sebagai berikut:

$$(I - \Phi_1 B - \dots - \Phi_p B^p) \dot{z}_t = a_t \quad (2.12)$$

atau

$$\dot{z}_t = \Phi_1 \dot{z}_{t-1} + \dots + \Phi_p \dot{z}_{t-p} + a_t \quad (2.13)$$

dimana  $\dot{z}_t$  merupakan vektor  $z$  waktu  $t$  berukuran  $(m \times 1)$  dengan  $\dot{z}_t = z_t - \mu$ ,  $\Phi_p$  adalah matriks parameter model ke- $p$  berukuran  $(m \times m)$ ,  $a_t$  adalah vektor residual berukuran  $(m \times 1)$ , dan  $I$  adalah matriks identitas berukuran  $(m \times m)$  (Wei, 2006: 387–394).

Sebagai ilustrasi, apabila terdapat dua variabel ( $m = 2$ ), maka bentuk model VAR menjadi:

$$\begin{bmatrix} z_{1,t} \\ z_{2,t} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_{1,t-1} \\ z_{2,t-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1,t} \\ a_{2,t} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

atau

$$\dot{z}_{1,t} = \phi_{11}\dot{z}_{1,t-1} + \phi_{12}\dot{z}_{2,t-1} + a_{1t} \quad (2.15)$$

$$\dot{z}_{2,t} = \phi_{21}\dot{z}_{1,t-1} + \phi_{22}\dot{z}_{2,t-1} + a_{2t} \quad (2.16)$$

Dari bentuk ini dapat dilihat bahwa nilai masing-masing variabel dipengaruhi oleh nilai lag dari variabel itu sendiri dan juga oleh variabel lainnya.

## 2.7 Penentuan Lag Optimal

Pemeriksaan lag digunakan untuk menentukan panjang lag optimal yang akan digunakan dalam analisis selanjutnya dan akan menemukan estimasi parameter untuk model. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai Akaike Information Criterion (AIC) terkecil. Kriteria tersebut dirumuskan sebagai berikut.

$$AICc(p) = \ln|\hat{\Sigma}_a| + \frac{m(p+n)}{n-m-p-1} \quad (2.17)$$

Dimana  $\hat{\Sigma}_a$  matriks kovarians dan  $n$  adalah banyak observasi (Wei, 2006: 181).

## 2.8 Estimasi Parameter Vector Autoregressive

Untuk mengestimasi parameter dalam model Vector Autoregressive (VAR), digunakan pendekatan Least Square. Persamaan pertama yang digunakan untuk estimasi Least Square model vector adalah sebagai berikut (Tsay, 2014).

$$z_t = \Phi_0 + \Phi_1 z_{t-1} + \dots + \Phi_p z_{t-p} \quad (2.18)$$

Dimana  $t = p + 1$  dimana  $a_t$  merupakan vektor error yang memiliki matriks kovarians  $\Sigma_a$ . Sehingga model ini dapat ditulis ulang dalam bentuk regresi sebagai berikut.

$$z'_t = x'_t \beta + a'_t \quad (2.19)$$

Pada persamaan tersebut, nilainya didapatkan melalui  $x_t = (1, z'_{t-1}, \dots, z'_{t-p})$  dan  $\beta' = [\Phi_0, \Phi_1, \dots, \Phi_p]$ . Jika dikembangkan ke dalam bentuk keseluruhan data, maka persamaan model menjadi sebagai berikut.

$$Z = X\beta + A \quad (2.20)$$

Parameter  $\beta$  kemudian dapat diestimasi melalui rumus berikut.

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Z = \left[ \sum_{t=p+1}^n X_t X_t' \right]^{-1} \sum_{t=p+1}^n X_t Z_t' \quad (2.21)$$

Adapun estimasi matriks kovarians residual  $\Sigma_a$  diperoleh dengan persamaan berikut.

$$\Sigma_a = \frac{1}{n-(m+1)p-1} \sum_{t=p+1}^n a_t a_t' = \frac{1}{n-(m+1)p-1} \hat{A}' \hat{A} \quad (2.22)$$

Untuk mengetahui apakah parameter dalam model berpengaruh secara signifikan, dilakukan uji hipotesis terhadap masing-masing elemen  $\phi_{ij}$  sebagai berikut.

$H_0 : \phi_{ij} = 0$  (Parameter tidak signifikan terhadap model)

$H_1 : \phi_{ij} \neq 0$  (Parameter signifikan terhadap model)

Uji dilakukan menggunakan statistik t sebagai berikut.

$$t = \frac{\hat{\phi}_{ij}}{s.e(\hat{\phi}_{ij})} \quad (2.23)$$

Hipotesis nol ditolak jika nilai absolut statistik uji  $|t|$  lebih besar dari nilai kritis  $t_{\alpha/2}$  dengan derajat kebebasan  $df = n - np$ , di mana  $np$  merupakan jumlah parameter yang diestimasi. Selain itu, pengujian juga dapat dilakukan dengan menggunakan p-value yaitu probabilitas mendapatkan nilai statistik uji setidaknya sebesar yang diamati. Jika nilai p-value lebih kecil dari tingkat signifikansi  $\alpha$ , maka hipotesis nol juga ditolak. Penolakan  $H_0$  berarti bahwa parameter  $\phi_{ij}$  signifikan terhadap model (Tsay, 2014).

## 2.9 Diagnostic Checking

Dalam proses evaluasi model, penting untuk memastikan bahwa model yang telah dibangun memenuhi asumsi-asumsi dasar yang diperlukan. Secara umum, model dikatakan layak apabila residual yang dihasilkan memenuhi karakteristik sebagai white noise, memiliki distribusi normal multivariat, dan bersifat homoskedastik atau memiliki varians yang konstan. Oleh karena itu, dilakukan beberapa pengujian diagnostik untuk memastikan model telah memenuhi asumsi tersebut.

### 2.9.1 Pengujian White Noise Residual

Pemeriksaan diagnostik residual meliputi uji asumsi white noise dan berdistribusi normal. White noise merupakan proses dimana tidak terdapat korelasi dalam deret residual. Pengujian asumsi residual white noise dapat menggunakan uji Ljung-Box. Pengujiannya dapat dilakukan dengan uji hipotesis sebagai berikut (Wei, 2006).

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$  (tidak ada autokorelasi)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, k$  (terdapat autokorelasi)

Statistik uji Ljung-Box dirumuskan sebagai berikut.

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (2.24)$$

Dimana  $Q$  adalah nilai statistik uji,  $n$  adalah jumlah observasi,  $K$  adalah lag maksimum yang diuji, dan  $\hat{\rho}_k$  adalah koefisien autokorelasi residual pada lag ke-  $k$ . Nilai  $Q$  ini kemudian dibandingkan dengan nilai kritis dari distribusi chi-square  $\chi^2_{(\alpha; k-p)}$  pada tingkat signifikansi  $\alpha$ . Jika nilai  $Q < \chi^2$ , maka hipotesis nol diterima, yang berarti bahwa residual dalam model tidak memiliki autokorelasi dan memenuhi asumsi white noise.

### 2.9.2 Pemeriksaan Asumsi Distribusi Multivariate Normal

Distribusi normal multivariat merupakan salah satu asumsi penting yang perlu dipenuhi dalam pemodelan Vector Autoregressive (VAR). Pengujian distribusi normal multivariat

dengan menggunakan mardia tes yaitu dengan mardia *mSkewness* dan *mKurtosis*. Didefinisikan multivariat *skewness* sebagai  $b_{1,k}$  dan *kurtosis* sebagai  $b_{2,k}$  sehingga didapatkan rumus berikut (Mardia, 1970)

$$b_{1,k} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N g_{ij}^3 \quad (2.25)$$

$$b_{2,k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_{ii}^2$$

$$g_{ij} = (x_i - \bar{x})' S^{-1} (x_j - \bar{x})$$

Statistik uji tersebut diasumsikan mengikuti distribusi Chi-Square dengan derajat kebebasan sebesar  $\frac{k(k+1)(k+2)}{6}$ , di mana  $k$  menyatakan jumlah variabel yang dianalisis dalam uji normalitas multivariat. Nilai statistik uji dihitung dengan rumus berikut.

$$z_1 = \frac{(k+1)(N+1)(N+3)}{6\{(N+1)(k+1) - 6\}} b_{1,k}$$

Sementara itu, untuk menguji multivariate kurtosis, digunakan statistik uji yang diasumsikan mengikuti distribusi normal standar  $N(0,1)$ . Nilainya diperoleh dari selisih antara kurtosis empiris  $b_{2,k}$  dan ekspektasi teoritis  $k(k+2)$  yang kemudian dinormalisasi dengan akar dari variansi teoritisnya sebagai berikut.

$$z_1 = \frac{b_{2,k} - k(k+2)}{\sqrt{8k(k+2)/N}}$$

### 2.9.3 Pengujian Homoskedastisitas Residual

Model ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) dikembangkan berdasarkan asumsi bahwa varians dari suatu proses bersifat tidak konstan atau mengalami heteroskedastisitas. Dalam konteks analisis deret waktu, untuk mendeteksi apakah residual dari suatu model menunjukkan adanya gejala heteroskedastisitas, digunakan Uji ARCH-LM (Lagrange Multiplier).

Uji ini dilakukan dengan membangun model regresi terhadap kuadrat residual sebagai berikut.

$$\varepsilon_t^2 = \gamma_0 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \gamma_q \varepsilon_{t-q}^2 + v_t \quad (2.26)$$

Dari model tersebut, diperoleh nilai koefisien determinasi  $R^2$ . Selanjutnya, statistik uji ARCH-LM dihitung dengan rumus berikut.

$$LM = T \times R^2 \quad (2.27)$$

Dimana  $T$  menyatakan jumlah pengamatan dan  $R^2$  adalah koefisien determinasi dari regresi kuadrat residual.

Pengujian Hipotesis yang digunakan dalam uji ARCH-LM adalah sebagai berikut.

$H_0$  : Kuadrat residual tidak menunjukkan heteroskedastisitas (homoskedastisitas residual).

$H_1$  : Kuadrat residual menunjukkan adanya heteroskedastisitas (terdapat efek ARCH).

Pengambilan keputusan didasarkan pada perbandingan nilai statistik  $LM$  dengan nilai kritis distribusi  $\chi_q^2$  dengan derajat bebas sebesar  $q$  yaitu banyaknya pengamatan yang



mempengaruhi. Jika nilai  $LM$  lebih besar dari  $\chi_q^2$ , maka hipotesis nol ditolak. Hal ini mengindikasikan bahwa terdapat efek ARCH dalam residual, sehingga model yang digunakan perlu mempertimbangkan adanya heteroskedastisitas (Usman et al., 2022).

## 2.10 Ketepatan Model

Ketepatan metode prediksi dihitung menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), yang berfungsi untuk mengukur seberapa besar kesalahan antara hasil prediksi dan data aktual dalam bentuk persentase. MAPE yang semakin kecil menunjukkan bahwa metode prediksi yang digunakan semakin akurat. Adapun rumus untuk menghitung MAPE adalah sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\% \quad (2.28)$$

Dengan nilai  $Y_t$  menyatakan data aktual pada waktu ke- $t$ , sedangkan  $\hat{Y}_t$  adalah nilai prediksi pada waktu yang sama. Sementara itu,  $N$  menunjukkan jumlah total data prediksi yang ada pada perhitungan (Kim & Kim, 2016).

## 2.11 US Dollar Index (DXY)

US Dollar Index (DXY) merupakan indikator yang digunakan untuk mengukur kekuatan dolar Amerika Serikat (USD) terhadap enam mata uang utama dunia. Mata uang tersebut meliputi euro (EUR), yen Jepang (JPY), poundsterling Inggris (GBP), dolar Kanada (CAD), krona Swedia (SEK), dan franc Swiss (CHF) (Investopedia, 2024). Indeks ini disusun dengan bobot tertentu untuk masing-masing mata uang, sehingga pergerakan nilai tukar antar mata uang tersebut, terutama euro, akan memengaruhi nilai DXY secara keseluruhan.

DXY akan meningkat ketika dolar AS menguat terhadap mata uang-mata uang tersebut, dan menurun ketika dolar melemah. Karena cakupan dan fungsinya, DXY sering digunakan sebagai indikator untuk menilai kekuatan relatif dolar AS secara global. Dalam konteks perdagangan internasional, fluktuasi DXY berdampak langsung pada harga komoditas yang didenominasikan dalam dolar, seperti minyak dan emas (Zhou et al., 2022). Oleh karena itu, Indeks ini juga banyak dimanfaatkan oleh pelaku pasar, analis keuangan, dan pembuat kebijakan sebagai acuan dalam memantau kondisi pasar valuta asing serta perubahan sentimen terhadap ekonomi Amerika Serikat.

## 2.12 Nilai Tukar Euro terhadap USD

Nilai tukar Euro terhadap Dolar Amerika Serikat (USD) merupakan salah satu indikator ekonomi global yang paling diperhatikan karena mencerminkan hubungan antara dua kawasan ekonomi terbesar di dunia, yaitu Uni Eropa dan Amerika Serikat. Pergerakan nilai tukar ini dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti perbedaan tingkat suku bunga antara European Central Bank (ECB) dan Federal Reserve (The Fed), kondisi pertumbuhan ekonomi masing-masing kawasan, hingga faktor-faktor geopolitik global. Fluktuasi nilai tukar EUR/USD tidak hanya berdampak pada kegiatan ekspor-impor antara kedua kawasan tersebut, tetapi juga memengaruhi arus modal, kebijakan moneter, dan kestabilan harga global (Krugman, Obstfeld, & Melitz, 2018).

Selain itu, nilai tukar EUR/USD juga sering digunakan sebagai acuan dalam transaksi keuangan internasional dan investasi global, termasuk perdagangan forex. Ketika investor memperkirakan pelemahan ekonomi di zona Euro, permintaan terhadap USD cenderung

meningkat, menyebabkan nilai tukar EUR/USD menurun, dan sebaliknya. Karena itu, analisis nilai tukar EUR/USD kerap menjadi fokus utama dalam studi-studi ekonomi makro, pasar keuangan, dan perencanaan kebijakan fiskal atau moneter suatu negara (Mishkin, 2019).

## BAB 3

### METODOLOGI

#### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari situs web finansial investing.com (<https://www.investing.com/>). Penelitian ini menggunakan data bulanan berupa harga (price) US Dollar Index (DXY) dan nilai tukar Euro terhadap Dolar AS (EUR/USD) periode Juli 2015 sampai dengan Juni 2025.

#### 3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini untuk analisis peramalan menggunakan model Vector Autoregressive (VAR) adalah sebagai berikut.

1. Date = Periode waktu pengamatan data secara bulanan
2.  $Z_{1,t}$  = Indeks Dolar Amerika Serikat (DXY)
3.  $Z_{2,t}$  = Nilai tukar Euro terhadap Dolar Amerika Serikat (EUR/USD).

Struktur data yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada tabel berikut.

**Tabel 3.1** Struktur Data

t	Date	$Z_{1,t}$	$Z_{2,t}$
1	Juli 2015	$Z_{1,1}$	$Z_{2,1}$
2	Agustus 2015	$Z_{1,2}$	$Z_{2,2}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
118	April 2025	$Z_{1,118}$	$Z_{2,118}$
119	Mei 2025	$Z_{1,119}$	$Z_{2,119}$
120	Juni 2025	$Z_{1,120}$	$Z_{2,120}$

#### 3.3 Langkah Analisis

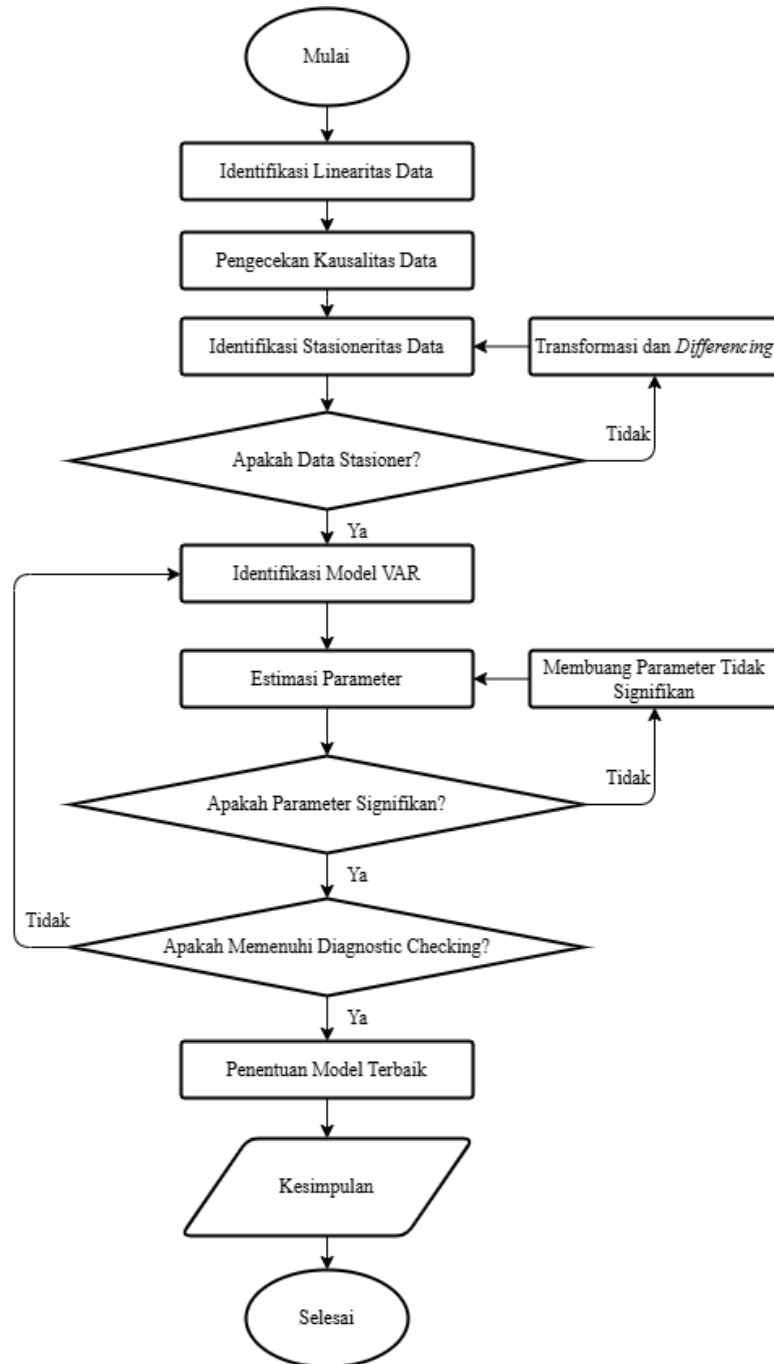
Berikut merupakan langkah analisis yang digunakan dalam penelitian kali ini.

1. Melakukan pengumpulan data yang akan dianalisis.
2. Membuat plot deret waktu (time series plot) untuk masing-masing variabel guna mengamati pola pergerakan data.
3. Melakukan uji linearitas untuk memastikan bahwa kedua variabel bersifat linier dan sesuai untuk dianalisis dengan model VAR.
4. Memeriksa stasioneritas data, baik dalam varians maupun mean. Jika data tidak stasioner dalam varians, dilakukan transformasi; sedangkan jika tidak stasioner dalam mean, dilakukan proses diferensiasi.
5. Melakukan Uji Kausalitas Granger untuk mengidentifikasi hubungan kausal antara kedua variabel.
6. Menentukan orde optimal model VAR berdasarkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) terkecil.
7. Mengestimasi dan menguji parameter model terbaik menggunakan metode Least Squares.
8. Melakukan pengujian terhadap asumsi residual, yang meliputi uji Multivariate White Noise Residual, uji normalitas residual multivariat, serta uji homoskedastisitas residual.
9. Menghitung nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebagai evaluasi terhadap tingkat akurasi hasil peramalan model.

### 3.4 Diagram Alir

Diagram Alir atau flowchart langkah analisis dari penelitian tentang peramalan harga saham dengan metode VAR adalah sebagai berikut.

**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian



## BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Karakteristik Data DXY dan EUR/USD

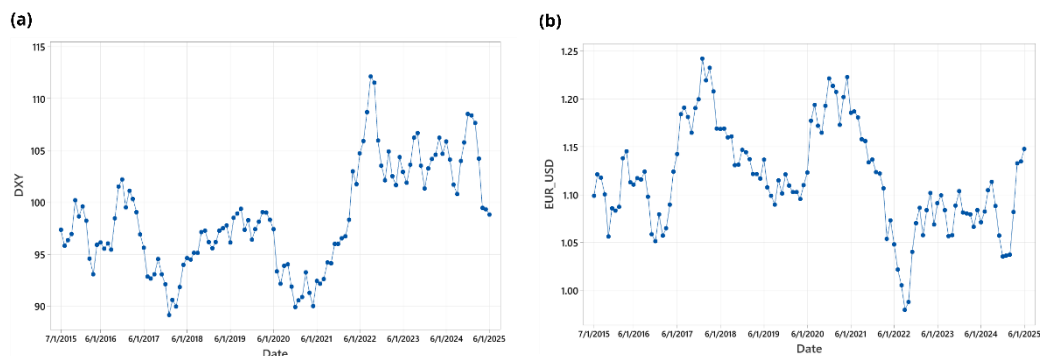
Berikut merupakan statistika deskriptif dari data bulanan DXY dan EUR/USD per tanggal 1 pada rentang Juli 2015 sampai dengan Juni 2025.

**Tabel 4.1** Karakteristik Data

Variabel	Mean	Standar Deviasi	Minimum	Median	Maximum
DXY	98,477	5,068	89,130	97,615	112,120
EUR/USD	1,1174	0,0533	0,9799	1,1132	1,2420

Berdasarkan Tabel 4.1, nilai tukar US Dollar Index (DXY) memiliki rata-rata sebesar 98,477 dengan deviasi standar 5,068, menunjukkan adanya fluktuasi nilai yang cukup moderat selama periode pengamatan. Nilai median DXY sebesar 97,615, sedikit lebih rendah dari rata-ratanya, mengindikasikan adanya distribusi data yang sedikit condong ke kanan. Rentang nilai DXY cukup lebar, dengan nilai minimum 89,130 dan maksimum 112,120. Sementara itu, nilai tukar EUR/USD memiliki rata-rata sebesar 1,1174 dengan deviasi standar 0,0533, yang menandakan variasi data relatif kecil dibandingkan DXY. Nilai median EUR/USD sebesar 1,1132, sangat dekat dengan nilai rata-ratanya, mengindikasikan distribusi data yang simetris. Nilai minimum EUR/USD tercatat sebesar 0,9799 dan maksimum 1,2420, menunjukkan bahwa pergerakan nilai tukar ini cenderung stabil dalam rentang yang sempit.

Pergerakan data juga harus dipetakan kedalam bentuk time series agar mengetahui pola data yang dimiliki. Berikut merupakan *time series* plot dari data.



**Gambar 4.1** Time Series Plot (a) DXY, (b) EUR/USD

Berdasarkan Gambar 4.1, pergerakan nilai tukar DXY dan EUR/USD sepanjang Juli 2015–Juni 2025 menunjukkan pola yang dinamis dan saling terkait. DXY sempat mengalami penurunan terkenal pada 2021 sebelum melonjak pada pertengahan 2022, lalu kembali fluktuatif dengan tren menurun. Sementara itu, EUR/USD turun tajam pada periode yang sama, lalu menguat secara bertahap. Pola fluktuatif ini membuat kedua deret waktu tampak belum stasioner karena belum bergerak stabil di sekitar rata-rata. Adanya pergerakan searah pada beberapa periode juga menandakan potensi interdependensi antara kedua variabel, sehingga diperlukan uji dan transformasi data lebih lanjut sebelum melakukan pemodelan dengan metode VAR.

#### 4.2 Uji Nonlinearitas pada Data Time Series

Model Vector Autoregressive (VAR) mengasumsikan adanya hubungan linier antar variabel dalam data multivariat. Apabila hubungan yang terbentuk bersifat non-linier, maka model VAR mungkin tidak memberikan hasil estimasi dan prediksi yang akurat. Oleh karena itu, penting untuk terlebih dahulu menguji apakah data memenuhi asumsi linearitas. Salah satu metode yang digunakan untuk menguji hal tersebut adalah Uji Terasvirta. Berikut merupakan hipotesis dan hasil pengujian linearitas menggunakan Uji Terasvirta.

$H_0$  : Model linier sudah memadai dalam menjelaskan pola data (tidak terdapat hubungan non-linear)

$H_1$  : Model linier tidak memadai, terdapat hubungan non-linear dalam data

**Tabel 4.2** Identifikasi Linearitas Data

Variabel	Statistik Uji ( $\chi^2$ )	P-Value	Keputusan
DXY	2,7235	0,2562	Gagal Tolak $H_0$
EUR/USD	0,99609	0,6077	Gagal Tolak $H_0$

Berdasarkan Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa variabel DXY maupun EUR/USD memiliki hasil pengujian Gagal Tolak  $H_0$ . Hal tersebut menunjukkan bahwa kedua data tersebut memenuhi asumsi linearitas atau tidak terdapat hubungan non linear pada data.

#### 4.3 Identifikasi Hubungan Kausalitas

Untuk mengetahui apakah terdapat hubungan saling memengaruhi (interdependensi) antara dua variabel time series, digunakan uji Granger Causality. Uji ini bertujuan untuk mengetahui apakah suatu variabel dapat digunakan untuk memprediksi variabel lain secara statistik, yang mencerminkan arah hubungan kausal dalam konteks data deret waktu. Berikut merupakan hipotesis dan pengujiannya.

$H_0 : f_{21} = 0$  ( $Z_{1t}$  bukan penyebab  $Z_{2t}$ ),

$H_1 : f_{21} \neq 0$  ( $Z_{1t}$  penyebab  $Z_{2t}$ ).

**Tabel 4.3** Hasil Uji Kausalitas antar Variabel

Variabel ( $Z_{1t}$ )	Variabel ( $Z_{2t}$ )	Chi-sq	P-Value	Keputusan
DXY	EUR/USD	5,65	0,1297	Gagal Tolak $H_0$
EUR/USD	DXY	6,97	0,0730	Gagal Tolak $H_0$

Berdasarkan Tabel 4.3, dapat diketahui bahwa dari kedua variabel tersebut memiliki Keputusan Gagal Tolak  $H_0$ . Sehingga, dapat disimpulkan bahwa antar kedua variabel tidak terdapat hubungan kausalitas. Selanjutnya, akan dilihat pada model pada setiap variabel yang akan menunjukkan apakah terdapat variabel yang dipengaruhi oleh parameter variabel lain.

#### 4.4 Identifikasi Stationer pada Data Time Series

Salah satu syarat utama dalam analisis data deret waktu, khususnya untuk pemodelan menggunakan Vector Autoregressive (VAR), adalah bahwa data yang digunakan harus bersifat stasioner. Data dikatakan stasioner apabila nilai rata-rata dan variansnya konstan sepanjang waktu, serta tidak menunjukkan tren tertentu. Jika data tidak stasioner, maka hasil estimasi

model dapat menjadi bias dan tidak dapat diandalkan. Oleh karena itu, sebelum dilakukan pemodelan, perlu dilakukan pengujian stasioneritas terlebih dahulu.

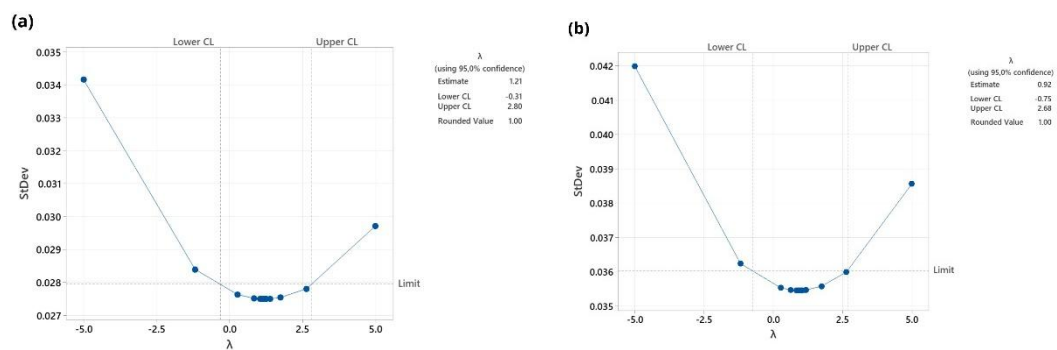
#### 4.4.1 Stationer dalam Varians

Berikut merupakan tabel hasil identifikasi stationer dalam varians pada data dengan Box-Cox Transformation.

**Tabel 4.4** Identifikasi Stationer dalam Varians

Variabel	Lower CL	Upper CL	Rounded Value
DXY	*	0.85	-2,00
EUR/USD	-1,57	*	2,00

Berdasarkan Tabel 4.4, dapat dilihat bahwa antara variabel DXY dan EUR/USD tidak memenuhi asumsi stationer dalam varians. Maka perlu dilakukan transformasi Box-Cox sesuai dengan nilai rounded value yang didapatkan. Berikut merupakan hasil output setelah dilakukan transformasi Box-Cox.



**Gambar 4.2** Hasil Setelah Transformasi Box-Cox (a) DXY, (b) EUR/USD

Berdasarkan Gambar 4.2, maka dapat dilihat bahwa *rounded value* pada masing masing variabel bernilai 1 dan data sudah memenuhi asumsi stationer dalam varians. Data transformasi ini yang akan digunakan untuk analisis selanjutnya.

#### 4.4.2 Stationer dalam Mean

Dilakukan identifikasi stationer dalam mean dengan menggunakan *Matrix Autocorrelation Function* (MACF) pada data. Berikut merupakan hasil dari MACF dengan tidak melakukan *differencing*.

Schematic Representation of Correlations											
Name/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
T_DXY	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++
T_EUR_USD	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++	+
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between											

**Gambar 4.3** MACF Sebelum Differencing

Berdasarkan Gambar 4.3, maka dapat dilihat bahwa sepanjang lag MACF signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa data belum memenuhi asumsi stationer dalam mean dan perlu dilakukan

*differencing*. Setelah dilakukan *differencing* satu kali, berikut merupakan hipotesis dan tabel hasil identifikasi stationer dalam mean pada data dengan Dickey-Fuller Test.

$H_0 : \delta = 1$  (data belum stationer dalam mean)

$H_1 : \delta < 1$  (data telah stationer dalam mean)

**Tabel 4.5** Hasil Stationer dalam Mean setelah *Differencing* 1

Variabel	Type	Tau	Pr < Tau	Keputusan
DXY	<i>Zero Mean</i>	-7,56	<,0001	Tolak $H_0$
	<i>Single Mean</i>	-7,53	<,0001	Tolak $H_0$
	<i>Trend</i>	-7,50	<,0001	Tolak $H_0$
EUR/USD	<i>Zero Mean</i>	-7,79	<,0001	Tolak $H_0$
	<i>Single Mean</i>	-7,75	<,0001	Tolak $H_0$
	<i>Trend</i>	-7,72	<,0001	Tolak $H_0$

Berdasarkan Tabel 4.5, maka dapat dilihat bahwa variabel DXY dan EUR/USD memiliki Keputusan Tolak  $H_0$  pada semua tipe. Hal ini menunjukkan bahwa kedua tersebut telah memenuhi asumsi stationer dalam mean baik dalam kondisi data yang berfluktuasi di sekitar nol (*Zero Mean*), data yang berfluktuasi pada mean serta tidak sama dengan nol (*Single Mean*), dan data yang memiliki tren (*Trend*).

#### 4.5 Pemilihan Model VAR Sementara

Setelah data telah memenuhi asumsi stationer dalam mean dan stationer dalam varians, selanjutnya dilakukan pemilihan model sementara berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) terkecil. Berikut merupakan tabel AIC dari data yang telah ditransformasi dan dilakukan *differencing* satu kali.

**Tabel 4.6** AIC Model VAR

Lag	AIC
0	-1835,92
1	-1837,64
2	-1833,85
3	-1839,47
4	-1831,9
5	-1825,86
6	-1823,44
7	-1819,43
8	-1814,47
9	-1808,29
10	-1802,74

Berdasarkan Tabel 4.6, dapat dilihat bahwa nilai AIC terkecil berada pada lag 3 dengan nilai AIC sebesar -1839,47. Sehingga didapatkan model sementara yaitu VAR(3).

#### 4.6 Estimasi Parameter Model VAR

Untuk mengetahui apakah parameter hasil estimasi dalam model signifikan secara statistik, dilakukan uji signifikansi parameter terhadap model VARIMA(3,1,0). Model ini



dibentuk berdasarkan hasil differencing satu kali untuk mencapai stasioneritas, dan pemilihan lag sebanyak tiga diperoleh dari kriteria informasi Akaike (AIC). Hal ini dilakukan untuk mengevaluasi apakah parameter hasil dugaan estimasi memiliki kontribusi yang signifikan, di mana model VARIMA(3,1,0) tersebut menghasilkan 12 parameter sebagai berikut.

**Tabel 4.7** Estimasi Parameter model VAR(3)

Variabel	Parameter	Estimasi	Standard Error	t Hitung	Variabel
DXY	AR(1,1,1)	0,2563	0,338	0,76	DXY(t-1)
	AR(1,1,2)	8,886	28,3165	0,31	EUR/USD(t-1)
	AR(2,1,1)	-0,3092	0,3382	-0,91	DXY(t-2)
	AR(2,1,2)	-23,1127	28,2373	-0,82	EUR/USD(t-2)
	AR(3,1,1)	-0,9289	0,3362	-2,76	DXY(t-3)
	AR(3,1,2)	-67,0331	27,959	-2,40	EUR/USD(t-3)
EUR/USD	AR(1,2,1)	-0,0044	0,004	-1,09	DXY(t-1)
	AR(1,2,2)	-0,2363	0,3423	-0,69	EUR/USD(t-1)
	AR(2,2,1)	0,003	0,004	0,74	DXY(t-2)
	AR(2,2,2)	0,1775	0,3413	0,52	EUR/USD(t-2)
	AR(3,2,1)	0,0096	0,004	2,37	DXY(t-3)
	AR(3,2,2)	0,7385	0,3379	2,19	EUR/USD(t-3)

Berdasarkan hasil yang ditampilkan dalam Tabel 4.7 tersebut, dapat diketahui bahwa tidak semua parameter dalam model bersifat signifikan secara statistik. Hal ini terlihat dari nilai absolut statistik  $t_{hitung}$  yang dibandingkan dengan nilai kritis t tabel yaitu  $t_{113;\alpha} = 1,98$ . Oleh karena itu, diperlukan *restrict* terhadap parameter-parameter yang tidak signifikan untuk memperoleh model VAR yang lebih efisien. Estimasi dan uji signifikansi parameter setelah dilakukan restriksi disajikan pada bagian berikut.

**Tabel 4.8** Estimasi Parameter model VAR(3) setelah *restrict*

Variabel	Parameter	Estimasi	Standard Error	t Hitung	Variabel
DXY	AR(3,1,1)	-1,005	0,392	-2,56	DXY(t-3)
	AR(3,1,2)	2,24	0,299	2,24	EUR/USD(t-3)
EUR/USD	AR(3,2,1)	-1,262	0,514	-2,45	DXY(t-3)
	AR(3,2,2)	0,894	0,392	2,28	EUR/USD(t-3)

Berdasarkan hasil estimasi pada Tabel 4.8, diperoleh informasi bahwa terdapat empat parameter yang signifikan secara statistik terhadap model, yaitu parameter AR(3,1,1), AR(3,1,2), AR(3,2,1), dan AR(3,2,2). Parameter-parameter tersebut memiliki nilai absolut t lebih besar daripada t yang berarti memiliki kontribusi signifikan dalam menjelaskan hubungan dinamis antar variabel dalam sistem VAR. Sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel DXY dipengaruhi secara signifikan oleh nilai DXY dan EUR/USD pada lag ke-3, sedangkan variabel EUR/USD juga dipengaruhi secara signifikan oleh kedua variabel yang sama pada lag ke-3. Hal ini menunjukkan adanya keterkaitan dinamis antara nilai tukar euro dan indeks dolar AS, di mana perubahan pada salah satu variabel di masa lalu memiliki pengaruh terhadap pergerakan variabel lain.

## 4.7 Pemeriksaan Asumsi Residual

Untuk memastikan bahwa model VAR(3) yang dibangun memenuhi asumsi model multivariat, dilakukan tiga jenis pengujian terhadap residual model, yaitu uji white noise, uji normalitas multivariat, dan uji heteroskedastisitas ARCH. Hasil pengujian disajikan sebagai berikut.

### 4.7.1 Uji White Noise

Uji white noise bertujuan untuk memastikan bahwa residual dari model VAR(3) tidak memiliki autokorelasi atau bersifat acak. Pengujian ini dilakukan menggunakan Ljung-Box Test terhadap residual pada berbagai lag, yang ditampilkan dalam tabel berikut.

**Tabel 4.9** Pengujian White Noise variable DXY

Lag	Chi-square	DF	P-value
6	2,18	6	0,9022
12	4,67	12	0,9681
18	7,33	18	0,987
24	10,98	24	0,9892

**Tabel 4.10** Pengujian White Noise variable EUR/USD

Lag	Chi-square	DF	P-value
6	1,9	6	0,9289
12	4,43	12	0,9743
18	7,27	18	0,9877
24	13,45	24	0,9582

Berdasarkan hasil pengujian tersebut, terlihat bahwa seluruh nilai p-value untuk berbagai lag memiliki nilai lebih besar dari 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terdapat autokorelasi signifikan dalam residual. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa residual dari model VAR(3) memenuhi asumsi white noise.

### 4.7.2 Uji Normalitas Multivariat

Pengujian ini digunakan untuk memastikan bahwa residual berdistribusi normal secara multivariat. Dalam penelitian ini digunakan Mardia's Skewness dan Kurtosis Test.

**Tabel 4.11** Pengujian Normalitas Multivariat menggunakan Mardia's Test

Test	Statistic	P-value
Mardia Skewness	2,95	0,6802
Mardia Kurtosis	3,2	0,5716

Berdasarkan Tabel 4.11 tersebut, diperoleh nilai statistik untuk Mardia Skewness sebesar 2,3029 dengan p-value 0,6802, dan Mardia Kurtosis sebesar -0,5656 dengan p-value 0,5716. Karena kedua nilai p-value  $> 0,05$ , maka dapat disimpulkan bahwa residual model VAR(3) memenuhi asumsi normalitas multivariat.

#### 4.7.3 Uji Heteroskedastisitas

Untuk menguji apakah terdapat gejala heteroskedastisitas bersyarat (ARCH effect) dalam residual, dilakukan uji Lagrange Multiplier (LM) untuk ARCH pada berbagai lag hingga lag ke-12. Berikut adalah hasil pengujian pada model.

**Tabel 4.12** Uji Heteroskedastisitas pada residual DXY

Order	LM	P-value
1	1,0694	0,3011
2	1,3392	0,5119
3	1,9358	0,5858
4	2,1458	0,709
5	2,1467	0,8285
6	2,3863	0,881
7	2,4298	0,9323
8	2,5168	0,9609
9	2,5442	0,9797
10	3,7883	0,9564
11	3,8513	0,9741
12	4,4954	0,9728

**Tabel 4.13** Uji Heteroskedastisitas pada residual EUR/USD

Order	LM	P-value
1	0,5857	0,4441
2	1,6697	0,4339
3	2,1232	0,5472
4	2,282	0,684
5	2,3998	0,7915
6	2,7388	0,8408
7	3,1082	0,8748
8	3,387	0,9078
9	3,6801	0,9312
10	3,945	0,9498
11	4,0054	0,9698
12	4,2317	0,9789

Berdasarkan hasil pengujian LM, terlihat bahwa seluruh nilai  $P > LM$  untuk berbagai lag berada jauh di atas 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terdapat efek ARCH yang signifikan dalam residual kedua variabel. Dengan demikian, residual model VAR(3) tidak mengandung heteroskedastisitas bersyarat dan memenuhi asumsi homoskedastisitas.

#### 4.8 Model Terbaik

Setelah didapatkan model VAR(3) yang telah memenuhi asumsi, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap parameter-parameter model. Hasil estimasi menunjukkan bahwa hanya parameter pada lag ke-3 yang signifikan secara statistik, sehingga dilakukan restriksi untuk mempertahankan parameter yang signifikan saja. Koefisien model yang diperoleh pada lag ke-3 ditunjukkan dalam matriks berikut.

$$\Phi_3 = \begin{bmatrix} -1,005 & 2,24 \\ -1,262 & 0,894 \end{bmatrix}$$

Dengan demikian, sistem persamaan model VAR(3) setelah restriksi dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} DX_t &= -1,005 \cdot DX_{t-3} + 2,24 \cdot EUR/USD_{t-3} + \varepsilon_{1t} \\ EUR/USD_t &= -1,262 \cdot DX_{t-3} + 0,894 \cdot EUR/USD_{t-3} + \varepsilon_{2t} \end{aligned}$$

Model ini telah melewati pengujian diagnostik residual dan terbukti memenuhi seluruh asumsi dasar, yaitu residual bersifat white noise, berdistribusi normal secara multivariat, serta tidak mengandung efek heteroskedastisitas (ARCH). Hal ini mengindikasikan bahwa model yang diperoleh stabil dan valid untuk digunakan dalam peramalan.

Selanjutnya, untuk mengevaluasi kinerja model dalam memprediksi nilai tukar, dilakukan pengukuran akurasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil perhitungan MAPE untuk enam bulan ke depan ditunjukkan dalam tabel berikut.

**Tabel 4.14** Evaluasi MAPE model terbaik VAR(3)

Variabel	MAPE(%)
DXY	2,95
EUR/USD	3,2

Nilai MAPE yang rendah pada kedua variabel menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi peramalan yang sangat baik. Dengan demikian, model VAR(3) yang dibangun tidak hanya memenuhi asumsi statistik, tetapi juga mampu memberikan prediksi jangka pendek yang andal terhadap pergerakan nilai tukar DXY dan EUR/USD. Model ini dapat digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan, terutama dalam analisis pasar valuta asing.

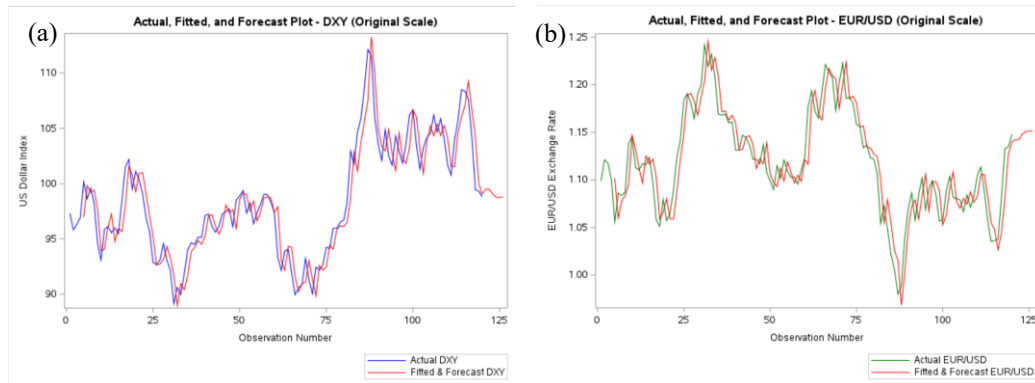
#### 4.9 Peramalan Data DXY dan USD/EUR

Setelah model VAR(3) dibangun dan dinyatakan valid berdasarkan pengujian asumsi residual, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan (forecasting) terhadap nilai tukar US Dollar Index (DXY) dan pasangan mata uang Euro terhadap Dolar AS (EUR/USD) untuk periode enam bulan ke depan. Peramalan ini dilakukan berdasarkan model VAR yang telah diestimasi sebelumnya, dengan asumsi bahwa pola hubungan antarvariabel yang terekam dalam data historis tetap berlanjut dalam jangka pendek.

**Tabel 4.15** Peramalan US Dollar Index dan Nilai tukar EUR/USD

Periode	DXY	EUR/USD
Juli 2025	99,5206	1,1422
Agustus 2025	99,5194	1,1423
September 2025	99,0832	1,1478
Oktober 2025	99,7793	1,151
November 2025	99,7723	1,1511
Desember 2025	98,7934	1,1511

Berdasarkan nilai peramalan pada tabel tersebut, dapat digambarkan melalui visualisasi sebagai berikut.



**Gambar 4.4** Hasil permodelan dan peramalan model VAR(3) (a) DXY, (b) EUR/USD

Berdasarkan hasil peramalan, terlihat bahwa nilai DXY diperkirakan mengalami tren penurunan moderat selama enam bulan ke depan, dari 99.52 di bulan pertama menjadi sekitar 98.79 pada bulan keenam. Sementara itu, nilai tukar EUR/USD menunjukkan kecenderungan menguat secara perlahan, naik dari 1.1422 menjadi 1.1511 pada periode yang sama. Tren ini dapat dipengaruhi oleh ekspektasi pasar terhadap kebijakan moneter, inflasi, atau pertumbuhan ekonomi di kedua kawasan. Tren ini dapat dipengaruhi oleh ekspektasi pasar terhadap kebijakan moneter, inflasi, atau pertumbuhan ekonomi di kedua kawasan. Namun demikian, hasil ini bersifat proyeksi dan perlu dipertimbangkan bersamaan dengan variabel eksternal lainnya untuk pengambilan keputusan yang lebih komprehensif.

## **BAB 5**

### **PENUTUP**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan dalam penelitian “Analisis Interdependensi dan Peramalan Nilai US Dollar Index (DXY) dan Nilai Tukar EUR/USD Menggunakan Pendekatan Vector Autoregressive (VAR)”, maka kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Nilai tukar US Dollar Index (DXY) dan EUR/USD memiliki hubungan interdependensi secara dinamis, khususnya pada lag ke-3. Hal ini terlihat dari parameter yang signifikan pada model VAR(3), meskipun berdasarkan uji Granger Causality tidak ditemukan hubungan kausalitas secara statistik antara kedua variabel.
2. Model terbaik dalam memodelkan hubungan antara DXY dan EUR/USD adalah model Vector Autoregressive (VAR) dengan lag ke-3 atau VAR(3). Berikut merupakan model yang didapatkan.

$$\begin{aligned}DX_t &= -1,005 \cdot DX_{t-3} + 2,24 \cdot EUR/USD_{t-3} + \varepsilon_{1t} \\EUR/USD_t &= -1,262 \cdot DX_{t-3} + 0,894 \cdot EUR/USD_{t-3} + \varepsilon_{2t}\end{aligned}$$

Model ini dipilih berdasarkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) terkecil, serta telah memenuhi asumsi stasioneritas dalam mean dan varians setelah dilakukan transformasi Box-Cox dan differencing satu kali. Selain itu, model juga telah dilakukan restriksi berdasarkan hasil estimasi parameter yang tidak signifikan untuk meningkatkan efisiensi model. Setelah restriksi diterapkan, model tetap menunjukkan performa yang baik dan telah memenuhi asumsi residual.

3. Akurasi model dalam melakukan peramalan tergolong sangat baik. Hal ini dibuktikan dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 2,95% untuk DXY dan 3,2% untuk EUR/USD.
4. Model VAR(3) memberikan hasil peramalan selama enam bulan ke depan dengan kecenderungan DXY mengalami penurunan secara moderat, sedangkan EUR/USD mengalami penguatan secara perlahan. Hal ini mencerminkan prediksi pergerakan nilai tukar jangka pendek yang realistis dan informatif.

#### **5.2 Saran**

Berdasarkan hasil penelitian dan kesimpulan yang telah diperoleh, maka saran-saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya maupun penerapan hasil penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Dalam penelitian ini, validasi model dilakukan menggunakan seluruh data tanpa pemisahan (splitting) antara data pelatihan dan data pengujian. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan splitting data menjadi in-sample dan out-of-sample agar evaluasi performa model lebih objektif dan mampu mencerminkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru.
2. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan data dengan frekuensi yang lebih tinggi, seperti data mingguan atau harian, agar dapat menangkap pola

pergerakan nilai tukar yang lebih rinci dan responsif terhadap perubahan pasar jangka pendek.

3. Disarankan untuk menambahkan variabel makroekonomi lainnya, seperti suku bunga, inflasi, atau indeks harga komoditas, guna meningkatkan ketepatan model dan memperoleh pemahaman yang lebih komprehensif mengenai faktor-faktor yang memengaruhi nilai tukar DXY dan EUR/USD.

## DAFTAR PUSTAKA

- Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2008). *Time series Analysis Forecasting and Control*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.
- Enders, W. (1995). *Applied Econometric Time series*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.
- Hadijah, H., Purwanda, E., Sodik, G., & Hidayat, A. (2024). Impact of exchange rates, Inflation, foreign direct investment, government spending, and economic openness on exports, imports, and economic growth in Indonesia. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*.
- 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.
- Investopedia. (2024). *US Dollar Index (USDx)*. Diakses pada 19 Juni 2025, dari <https://www.investopedia.com/terms/u/usdx.asp>
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. United States of America: Pearson Education, Inc.
- Kim, S., & Kim, H. (2016). A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts. *International Journal of Forecasting*, 32(3), 669–679.
- Krugman, P. R., Obstfeld, M., & Melitz, M. J. (2018). *International Economics: Theory and Policy* (11th ed.). Pearson.
- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M3-Competition: Results, Conclusions and Implications. *International Journal of Forecasting*, 16, 451-476.
- Mardia, K.V. (1970). *Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications*. Biometrika, 57(3), 519–530.
- Mishkin, F. S. (2019). *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets* (12th ed.). Pearson.
- Prabowo, H., Suhartono, & Prastyo, D. D. (2020). The Performance of Ramsey Test, White Test and Terasvirta Test in Detecting Nonlinearity. *INFERENSI vol 3(1)*.
- Rao, B. (2024). EXCHANGE RATE DYNAMICS AND THEIR IMPLICATIONS. *INTERNATIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC RESEARCH IN ENGINEERING AND MANAGEMENT*.
- Tsay, R. S. (2014). *Multivaiaate Time Series Analysis*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.
- Usman, M., Komarudin, M., Sarida, M., Wamiliana, W., Russel, E., Kufepaksi, M., Ali Alam, I., & A.M. Elfaki, F. 2022. Analysis of Some Variable Energy Companies by Using VAR(p)-GARCH(r,s) Model : Study From Energy Companies of Qatar over the Years 2015–2022. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 12(5), 178–191.



- Walpole, R. E. (1995). *Pengantar Metode Statistika*, Edisi Ketiga, Alih Bahasa : Bambang Sumantri. Jakarta: PT Gramedia Pusaka Utama.
- Wei, W. W. (2006). *Time series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. USA: Pearson Education, Inc
- Zhou, H., & Obstfeld, M. (2022). The Global Dollar Cycle. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2022, 361 - 447. <https://doi.org/10.1353/eca.2022.a901275>.

# LAMPIRAN

## Lampiran 1 Dataset US Dollar Index dan Nilai tukar EUR/USD

Date	DXY	EUR_USD
01/07/2015	97.34	1.0987
01/08/2015	95.82	1.1211
01/09/2015	96.35	1.1176
01/10/2015	96.95	1.1005
01/11/2015	100.17	1.0563
01/12/2015	98.63	1.086
01/01/2016	99.61	1.0834
01/02/2016	98.21	1.0871
01/03/2016	94.59	1.1378
01/04/2016	93.08	1.1454
01/05/2016	95.89	1.1129
01/06/2016	96.14	1.1104
01/07/2016	95.53	1.117
01/08/2016	96.02	1.1156
01/09/2016	95.46	1.1238
01/10/2016	98.44	1.0979
01/11/2016	101.5	1.0585
01/12/2016	102.21	1.0513
01/01/2017	99.51	1.0795
01/02/2017	101.12	1.0575
01/03/2017	100.35	1.0649
01/04/2017	98.05	1.0895
01/05/2017	96.92	1.1241
01/06/2017	95.69	1.1423
01/07/2017	92.86	1.184
01/08/2017	92.67	1.1908
01/09/2017	93.08	1.1812
01/10/2017	94.55	1.1644
01/11/2017	93.05	1.1902
01/12/2017	92.12	1.1996
01/01/2018	89.13	1.242
01/02/2018	90.61	1.2193
01/03/2018	89.97	1.2321
01/04/2018	91.84	1.2077
01/05/2018	93.98	1.169
01/06/2018	94.64	1.1683
01/07/2018	94.49	1.1691
01/08/2018	95.14	1.1599
01/09/2018	95.13	1.1608
01/10/2018	97.13	1.131
01/11/2018	97.27	1.1315
01/12/2018	96.17	1.1469
01/01/2019	95.58	1.1444
01/02/2019	96.16	1.137
01/03/2019	97.28	1.1217
01/04/2019	97.48	1.1215
01/05/2019	97.75	1.1167
01/06/2019	96.13	1.1368
01/07/2019	96.52	1.1074
01/08/2019	98.92	1.0989
01/09/2019	99.38	1.0898
01/10/2019	97.35	1.115
01/11/2019	98.27	1.1015
01/12/2019	96.39	1.121
01/01/2020	97.39	1.1093
01/02/2020	98.13	1.1025
01/03/2020	99.05	1.1099
01/04/2020	99.02	1.0955
01/05/2020	98.34	1.1098
01/06/2020	97.39	1.1231
01/07/2020	93.35	1.1774
01/08/2020	92.14	1.1936
01/09/2020	93.89	1.1718
01/10/2020	94.04	1.1647
01/11/2020	91.87	1.1928
01/12/2020	89.94	1.2213
01/01/2021	90.58	1.2136
01/02/2021	90.88	1.2074
01/03/2021	93.23	1.1728
01/04/2021	91.28	1.2018
01/05/2021	90.03	1.2225
01/06/2021	92.44	1.1855
01/07/2021	92.17	1.187
01/08/2021	92.63	1.1807
01/09/2021	94.23	1.1581
01/10/2021	94.12	1.1561
01/11/2021	95.99	1.1336
01/12/2021	95.97	1.1368
01/01/2022	96.54	1.1233
01/02/2022	96.71	1.1219
01/03/2022	98.31	1.1065
01/04/2022	102.96	1.0541
01/05/2022	101.75	1.0733
01/06/2022	104.69	1.0482
01/07/2022	105.9	1.0218
01/08/2022	108.7	1.0057
01/09/2022	112.12	0.9799
01/10/2022	111.53	0.9883
01/11/2022	105.95	1.0405
01/12/2022	103.52	1.0702
01/01/2023	102.1	1.0862
01/02/2023	104.87	1.0576
01/03/2023	102.51	1.0839
01/04/2023	101.66	1.102
01/05/2023	104.33	1.0688
01/06/2023	102.91	1.091
01/07/2023	101.66	1.0993
01/08/2023	103.62	1.0841
01/09/2023	106.22	1.057
01/10/2023	106.66	1.0576
01/11/2023	103.5	1.0886
01/12/2023	101.33	1.1036
01/01/2024	103.27	1.0816
01/02/2024	104.16	1.0803
01/03/2024	104.55	1.0793
01/04/2024	106.22	1.0665
01/05/2024	104.67	1.0841
01/06/2024	105.87	1.0713
01/07/2024	104.1	1.0825
01/08/2024	101.7	1.1047
01/09/2024	100.78	1.1134
01/10/2024	103.98	1.0883
01/11/2024	105.74	1.0575
01/12/2024	108.49	1.0353
01/01/2025	108.37	1.0364
01/02/2025	107.61	1.0376
01/03/2025	104.21	1.0818
01/04/2025	99.47	1.1329
01/05/2025	99.33	1.1348
01/06/2025	98.82	1.1475

## Lampiran 2 Program Uji Linearitas

```
# Mengambil kolom variabel
DXY <- ts(df$DXY)
EUR_USD <- ts(df$EUR_USD)

# Pengujian linearitas dengan Terasvirta
terasvirta.test(DXY)
terasvirta.test(EUR_USD)
```

## Lampiran 3 Output Uji Linearitas

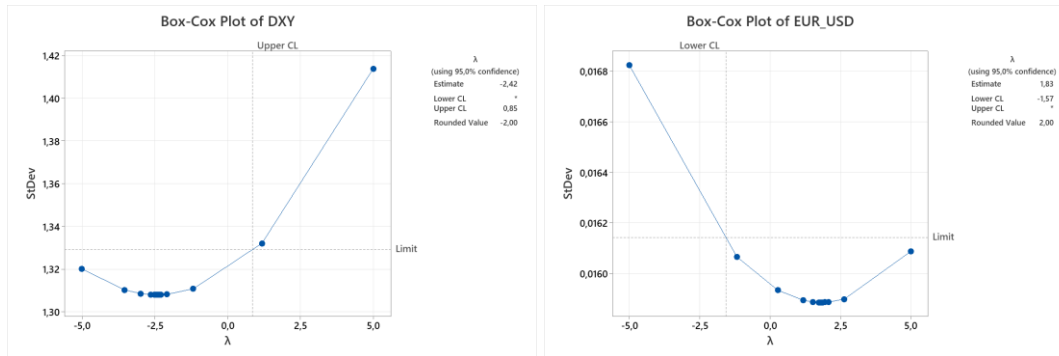
```
Teraesvirta Neural Network Test

data: DXY
X-squared = 2.7235, df = 2, p-value = 0.2562
```

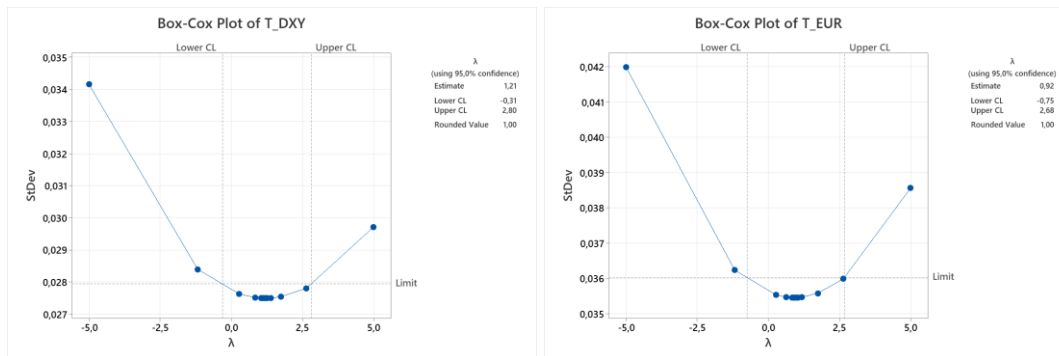
```
Teraesvirta Neural Network Test

data: EUR_USD
X-squared = 0.99609, df = 2, p-value = 0.6077
```

## Lampiran 4 Output Uji Stasioneritas dalam varians sebelum transformasi



## Lampiran 5 Output Uji Stasioneritas dalam varians setelah transformasi



## Lampiran 6 Program Uji Stasioneritas dalam mean

```
/*MACF MPACF*/
proc statespace data=data;
  var T_DXY T_EUR_USD;
run;
```

## Lampiran 7 Output Uji Stasioneritas dalam mean

Schematic Representation of Correlations											
Name/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
T_DXY	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++
T_EUR_USD	++	++	++	++	++	++	++	++	++	++	+
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between											

## Lampiran 8 Program Uji Stasioneritas dalam mean setelah differencing

```
/*MACF MPACF Differencing*/
proc statespace data=data;
  var T_DXY(1) T_EUR_USD(1);
run;
```

## Lampiran 9 Output Uji Stasioneritas dalam mean setelah differencing

Schematic Representation of Correlations											
Name/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
T_DXY	++	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..
T_EUR_USD	++	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between											

Dickey-Fuller Unit Root Tests					
Variable	Type	Rho	Pr < Rho	Tau	Pr < Tau
T_DXY	Zero Mean	-116.19	0.0001	-7.56	<.0001
	Single Mean	-116.23	0.0001	-7.53	<.0001
	Trend	-116.23	0.0001	-7.50	<.0001
T_EUR_USD	Zero Mean	-123.38	0.0001	-7.79	<.0001
	Single Mean	-123.43	0.0001	-7.75	<.0001
	Trend	-123.44	0.0001	-7.72	<.0001

## Lampiran 10 Output Akaike Information Criterion (AIC)

Information Criterion for Autoregressive Models										
Lag=0	Lag=1	Lag=2	Lag=3	Lag=4	Lag=5	Lag=6	Lag=7	Lag=8	Lag=9	Lag=10
-1835.92	-1837.64	-1833.85	-1839.47	-1831.9	-1825.86	-1823.44	-1819.43	-1814.47	-1808.29	-1802.74

## Lampiran 11 Program VAR sebelum restrict

```
/*Vector Autoregressive modelling*/
proc varmax data=data;
  model T_DXY T_EUR_USD/ p=3 dfest dify(1) noint
  method=ls print=(corry parcoef pcorr);
  causal group1=(T_DXY) group2=(T_EUR_USD);
  causal group1=(T_EUR_USD) group2=(T_DXY);
run;
```

## Lampiran 12 Output Estimasi parameter sebelum restrict

Model Parameter Estimates						
Equation	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr >  t	Variable
T_DXY	AR1_1_1	0.02161	0.41155	0.05	0.9582	T_DXY(l-1)
	AR1_1_2	0.07816	0.31566	0.25	0.8049	T_EUR_USD(l-1)
	AR2_1_1	-0.39663	0.41794	-0.95	0.3447	T_DXY(l-2)
	AR2_1_2	0.27338	0.32005	0.85	0.3949	T_EUR_USD(l-2)
	AR3_1_1	-1.06456	0.40414	-2.63	0.0097	T_DXY(l-3)
	AR3_1_2	0.73154	0.30951	2.36	0.0199	T_EUR_USD(l-3)
T_EUR_USD	AR1_2_1	0.30833	0.54000	0.57	0.5692	T_DXY(l-1)
	AR1_2_2	-0.11593	0.41418	-0.28	0.7801	T_EUR_USD(l-1)
	AR2_2_1	-0.48297	0.54837	-0.88	0.3804	T_DXY(l-2)
	AR2_2_2	0.29294	0.41993	0.70	0.4869	T_EUR_USD(l-2)
	AR3_2_1	-1.32433	0.53028	-2.50	0.0140	T_DXY(l-3)
	AR3_2_2	0.95723	0.40611	2.36	0.0202	T_EUR_USD(l-3)

## Lampiran 13 Program VAR setelah restrict

```
/*Vector Autoregressive modelling*/
proc varmax data=data;
  model T_DXY T_EUR_USD/ p=3 dfest dify(1) noint
  method=ls print=(corry parcoef pcorr);
  causal group1=(T_DXY) group2=(T_EUR_USD);
  causal group1=(T_EUR_USD) group2=(T_DXY);
  restrict AR(1,1,2)=0,AR(2,2,2)=0,AR(2,2,1)=0,AR(2,1,1)=0,AR(1,2,2)=0,AR(1,2,1)=0,AR(1,1,1)=0,AR(2,1,2)=0;
  output lead = 6 out = hasil;
run;
```

## Lampiran 14 Output Estimasi parameter setelah restrict

Model Parameter Estimates						
Equation	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr >  t	Variable
T_DXY	AR1_1_1	-0.00000	0.00000			T_DXY(l-1)
	AR1_1_2	0.00000	0.00000			T_EUR_USD(l-1)
	AR2_1_1	0.00000	0.00000			T_DXY(l-2)
	AR2_1_2	-0.00000	0.00000			T_EUR_USD(l-2)
	AR3_1_1	-1.00513	0.39208	-2.56	0.0117	T_DXY(l-3)
	AR3_1_2	0.67105	0.29910	2.24	0.0269	T_EUR_USD(l-3)
T_EUR_USD	AR1_2_1	-0.00000	0.00000			T_DXY(l-1)
	AR1_2_2	-0.00000	0.00000			T_EUR_USD(l-1)
	AR2_2_1	0.00000	0.00000			T_DXY(l-2)
	AR2_2_2	0.00000	0.00000			T_EUR_USD(l-2)
	AR3_2_1	-1.26202	0.51445	-2.45	0.0157	T_DXY(l-3)
	AR3_2_2	0.89446	0.39245	2.28	0.0246	T_EUR_USD(l-3)

## Lampiran 15 Output Granger causality

Granger-Causality Wald Test			
Test	DF	Chi-Square	Pr > ChiSq
1	3	5.65	0.1297
2	3	6.97	0.0730

## Lampiran 16 Program Uji Ljung-Box

```
/*White Noise Residual Checking*/
proc arima data=hasil;
  identify var=RES1 nlag=24;
run;

proc arima data=hasil;
  identify var=RES2 nlag=24;
run;
```

## Lampiran 17 Output Uji Ljung-Box

Autocorrelation Check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	2.18	6	0.9022	0.123	-0.026	-0.014	-0.030	0.034	0.011
12	4.67	12	0.9681	-0.093	-0.025	0.031	-0.030	-0.091	-0.002
18	7.33	18	0.9870	0.045	-0.098	-0.038	-0.069	0.022	0.038
24	10.98	24	0.9892	-0.041	-0.119	-0.063	0.004	0.073	-0.017

Autocorrelation Check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	1.90	6	0.9289	0.095	-0.034	-0.010	-0.049	0.055	0.006
12	4.43	12	0.9743	-0.053	-0.035	-0.005	0.002	-0.109	-0.061
18	7.27	18	0.9877	0.064	-0.109	-0.024	-0.051	0.009	0.042
24	13.45	24	0.9582	-0.049	-0.138	-0.096	-0.016	0.109	0.006

## Lampiran 18 Program Uji ARCH

```
/*ARCH Evaluation*/
proc autoreg data=hasil;
  model RES1 = / archtest;
  model RES2 = / archtest;
run;
```

## Lampiran 19 Output Uji ARCH

Tests for ARCH Disturbances Based on OLS Residuals				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	0.9097	0.3402	1.0694	0.3011
2	1.0296	0.5976	1.3392	0.5119
3	1.4808	0.6867	1.9358	0.5858
4	1.8258	0.7678	2.1458	0.7090
5	1.8287	0.8723	2.1467	0.8285
6	1.9513	0.9241	2.3863	0.8810
7	2.0801	0.9553	2.4298	0.9323
8	2.2110	0.9739	2.5168	0.9609
9	2.2181	0.9875	2.5442	0.9797
10	3.5561	0.9652	3.7883	0.9564
11	3.7436	0.9768	3.8513	0.9741
12	4.6011	0.9700	4.4954	0.9728

Tests for ARCH Disturbances Based on OLS Residuals				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	0.3964	0.5289	0.5857	0.4441
2	1.1109	0.5738	1.6697	0.4339
3	1.2963	0.7300	2.1232	0.5472
4	1.6873	0.7930	2.2820	0.6840
5	1.7006	0.8888	2.3998	0.7915
6	1.8665	0.9316	2.7388	0.8408
7	2.0023	0.9597	3.1082	0.8748
8	2.6949	0.9520	3.3870	0.9078
9	2.9498	0.9663	3.6801	0.9312
10	3.2061	0.9761	3.9450	0.9498
11	3.2947	0.9862	4.0054	0.9698
12	3.6871	0.9884	4.2317	0.9789

## Lampiran 20 Program Uji Normalitas Multivariat

```
# Mengambil kolom residual
residual_data <- hasil[, c("RES1", "RES2")]

# Pengujian Multinormal dengan Mardia Tests
mardia_result <- mardia(as.matrix(residual_data))
print(mardia_result)
```

## Lampiran 20 Output Uji Normalitas Multivariat

	Test	Statistic	p.value	Method
Mardia Skewness		2.3028804	0.6802447	asymptotic
Mardia Kurtosis		-0.5656306	0.5716449	asymptotic

## Lampiran 22 Program Evaluasi MAPE

```

/*MAPE RMSE Evaluation*/
data eval;
set hasil;
abs_err1 = abs(RES1);
abs_err2 = abs(RES2);
sq_err1 = RES1**2;
sq_err2 = RES2**2;
ape1 = abs(RES1) / FOR1;
ape2 = abs(RES2) / FOR2;
run;

proc means data=eval noprint;
var sq_err1 sq_err2 ape1 ape2;
output out=metrics
mean= mse1 mse2 mape1 mape2;
run;

data metrics_final;
set metrics;
RMSE_DXY = sqrt(mse1);
RMSE_EUR = sqrt(mse2);
MAPE_DXY = mape1 * 100;
MAPE_EUR = mape2 * 100;
keep RMSE_DXY RMSE_EUR MAPE_DXY MAPE_EUR;
run;

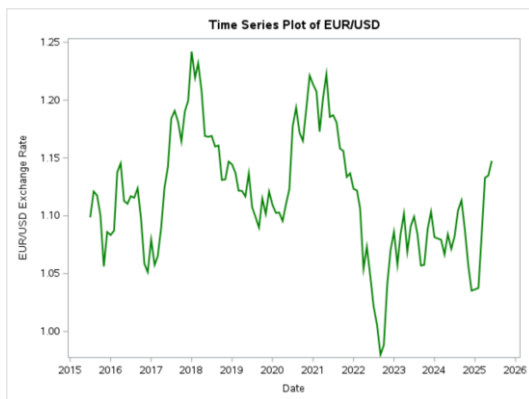
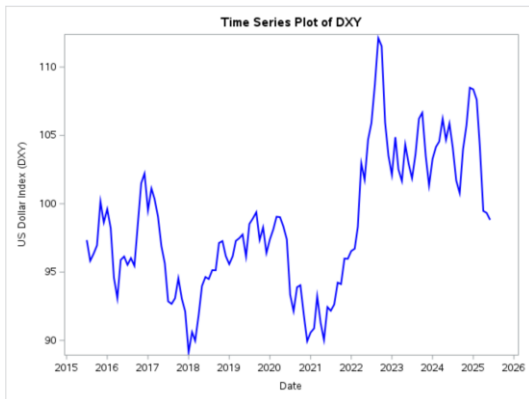
proc print data=metrics_final label;
label RMSE_DXY = 'RMSE DXY'
RMSE_EUR = 'RMSE EUR/USD'
MAPE_DXY = 'MAPE DXY (%)'
MAPE_EUR = 'MAPE EUR/USD (%)';
run;

```

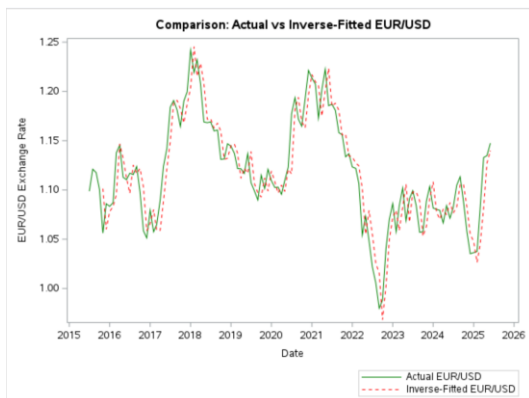
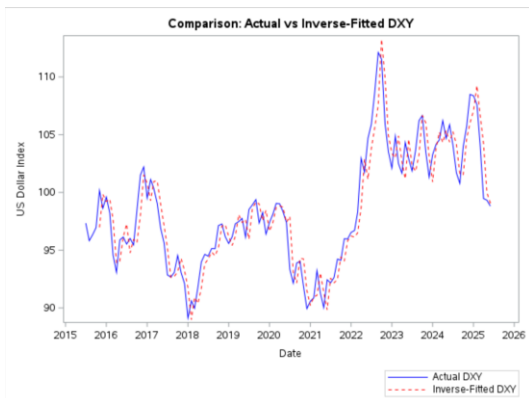
## Lampiran 23 Output Evaluasi MAPE

Obs	RMSE DXY	RMSE EUR/USD	MAPE DXY (%)	MAPE EUR/USD (%)
1	0.037240	0.048962	2.95769	3.20634

## Lampiran 24 Visualisasi Data Awal



## Lampiran 25 Visualisasi Fitting vs Actual



## Lampiran 26 Visualisasi Fitting, Forecast, dan Actual

