

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Analisis Deret Waktu

Deret waktu adalah serangkaian nilai observasi yang diambil selama periode waktu tertentu. Berdasarkan Gujarati [13], data deret waktu dapat diklasifikasikan berdasarkan interval waktu yang sama, baik itu harian, mingguan, bulanan, kuartalan, ataupun tahunan. Analisis deret waktu digunakan untuk memprediksi pergerakan variabel di masa yang akan datang. Berdasarkan Clark dan Schkade [14], tujuan dari analisis deret waktu adalah memperoleh suatu ukuran untuk membuat keputusan di saat ini, memprediksi harga saham, dan perencanaan operasional di masa depan. Sederhananya, analisis data deret waktu digunakan untuk menganalisis data dengan melihat pada pengaruh waktu dan masalah yang telah terjadi [15].

Terdapat dua jenis analisis deret waktu, yaitu model univariat dan multivariat. Model univariat berfokus pada analisis satu variabel tunggal, sedangkan model multivariat berfokus pada analisis beberapa variabel yang terkait dalam suatu penelitian. Analisis model univariat dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa jenis model, salah satunya model *Autoregressive* (AR). Model AR dapat memprediksi suatu variabel berdasarkan data historis dari variabel tersebut saja. Di sisi lain, analisis model multivariat dapat dilakukan dengan model *Vector Autoregressive* (VAR) dan *Vector Error Correction Model* (VECM). Kedua model ini dapat memprediksi suatu variabel dari data historis variabel itu sendiri dan variabel lainnya.

2.2 Model *Autoregressive* (AR)

Pada model *Autoregressive* (AR), variabel yang ingin diprediksi dianggap sebagai fungsi linear dari nilai masa lalu variabel tersebut. Misalkan terdapat tiga variabel yang ingin diprediksi dengan menggunakan model AR(1). Dapat dibentuk tiga persamaan sebagai berikut:

$$X_{1,t} = A_{1,0} + A_{1,1}X_{1,t-1} + U_{1,t},$$

$$X_{2,t} = A_{2,0} + A_{2,1}X_{2,t-1} + U_{2,t},$$

$$X_{3,t} = A_{3,0} + A_{3,1}X_{3,t-1} + U_{3,t},$$

dengan $A_{1,0}$, $A_{2,0}$, $A_{3,0}$ merupakan konstanta yang akan diestimasi, $A_{1,1}$, $A_{2,1}$, $A_{3,1}$ merupakan koefisien yang akan diestimasi, $U_{1,t}$, $U_{2,t}$, $U_{3,t}$ merupakan residual, $X_{1,t}$, $X_{2,t}$, $X_{3,t}$ merupakan nilai variabel saat ini, dan $X_{1,t-1}$, $X_{2,t-1}$, $X_{3,t-1}$ merupakan nilai variabel satu periode waktu ke belakang.

2.3 Uji Stasioneritas

Stasioneritas data sering menjadi permasalahan dalam analisis deret waktu. Menurut Makridakis (1999)[16], stasioneritas berarti tidak ada pertambahan atau penurunan pada nilai amatan dari waktu ke waktu, atau dengan kata lain nilainya harus horizontal sepanjang sumbu waktu. Data dapat dikatakan tidak stasioner apabila terdapat unsur tren dalam data, yaitu adanya kenaikan dan penurunan seiring bertambahnya periode waktu. Kestasioneran data perlu diperhatikan, karena jika data deret waktu tidak stasioner, maka ada kemungkinan terjadinya kointegrasi atau hubungan ketidakseimbangan dalam jangka pendek, tetapi terdapat hubungan keseimbangan dalam jangka panjang. Oleh karena itu, uji stasioneritas perlu dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

Uji ADF merupakan uji yang dikembangkan oleh Dickey dan Fuller [17] dengan persamaan statistik uji

$$\tau = \frac{\hat{\rho}}{SE(\hat{\rho})}.$$

Variabel $\hat{\rho}$ merupakan koefisien estimasi dari model AR(1) dengan persamaan [13, hlm. 814]:

$$X_{i,t} = \hat{\rho}X_{i,t-1} + U_{i,t}. \quad (2.1)$$

dengan $X_{i,t}$ merupakan nilai harga saham pada waktu t , $U_{i,t}$ merupakan nilai residual, dan $SE(\hat{\rho})$ merupakan estimasi standar error dari $\hat{\rho}$. Berdasarkan persamaan (2.1), diperoleh dua hipotesis dengan tingkat kepercayaan 5% sebagai berikut

$$H_0 : |\hat{\rho}| > 1,$$

$$H_1 : |\hat{\rho}| \leq 1.$$

Pada uji ini, H_0 mengasumsikan bahwa $|\hat{\rho}| > 1$ menunjukkan adanya akar satuan (*unit root*). Nama akar satuan ini berasal dari fakta bahwa $\hat{\rho} = 1$ [13, hlm. 802]. Jika $\hat{\rho} = 1$, maka persamaan (2.1) dapat ditulis sebagai

$$X_{i,t} - X_{i,t-1} = U_{i,t}.$$

Lag operator merupakan notasi matematis yang digunakan dalam analisis deret waktu untuk menggambarkan perubahan atau selisih antara suatu nilai pada periode waktu tertentu dengan nilai pada periode sebelumnya. Dengan menggunakan *lag operator*, dapat disusun persamaan dengan notasi yang lebih sederhana. Misal, jika X_t adalah variabel deret waktu pada periode t , maka:

$$LX_t = X_{t-1},$$

$$L^2X_t = X_{t-2},$$

$$L^pX_t = X_{t-p}. \quad (2.2)$$

Dengan menggunakan *lag operator*, persamaan (2.1) dapat ditulis sebagai

$$\begin{aligned} X_{i,t} - LX_{i,t} &= U_{i,t}, \\ (1 - L)X_{i,t} &= U_{i,t}. \end{aligned}$$

Istilah akar satuan merujuk pada akar dari polinom dalam *lag operator*. Jika $(1 - L) = 0$, maka diperoleh $L = 1$. Hal inilah yang menyebabkan namanya menjadi akar satuan. Jika $|\hat{\rho}| > 1$, maka X_t akan tumbuh secara eksponensial dan bobot eror di masa lalu akan meningkat secara eksponensial. Hal ini menyebabkan data menjadi tidak stasioner. Berdasarkan persamaan (2.1), kriteria uji ADF untuk mengetahui stasioneritas $\tau \sim \tau_{(\alpha)}$ adalah

1. Jika $\tau > \tau_{(\alpha)}$, maka H_0 diterima yang berarti data deret waktu tidak stasioner.
2. Jika $\tau \leq \tau_{(\alpha)}$, maka H_0 ditolak yang berarti data deret waktu stasioner.

Pada $\alpha = 0,05$, jika nilai $p \leq \alpha$, maka H_0 ditolak yang berarti deret stasioner. Namun, jika nilai $p > \alpha$, maka H_0 diterima yang menunjukkan bahwa deret tidak stasioner.

2.4 Pembedaan (*Differencing*)

Pembedaan (*Differencing*) adalah salah satu teknik dalam analisis data deret waktu yang digunakan untuk menghilangkan atau mengurangi komponen tren pada data. Teknik ini sering digunakan untuk membuat data deret waktu menjadi stasioner. Pembedaan biasanya diterapkan ketika terdapat tren, musiman, atau pola siklus dalam data deret waktu yang ingin dianalisis.

Dalam pembedaan, perbedaan antara nilai-nilai yang berurutan dalam deret waktu dihitung untuk menciptakan deret waktu yang baru. Secara matematis, pembedaan pertama dinyatakan sebagai berikut:

$$\Delta X_t = X_t - X_{t-1},$$

dengan

ΔX_t : nilai yang dihasilkan setelah pembedaan pertama.

X_t : nilai pada waktu t dalam deret waktu pada level (tanpa pembedaan).

X_{t-1} : nilai pada waktu $t - 1$ dalam deret waktu pada level.

Dengan melakukan pembedaan pertama, dapat diperoleh deret waktu baru (ΔX_t) yang menggambarkan perubahan antara nilai-nilai berurutan dalam deret waktu asli. Hasil pembedaan pertama ini dapat memberikan informasi mengenai tren atau perubahan yang terjadi pada deret waktu.

2.5 Uji Kointegrasi

Menurut Jogiyanto [18], kointegrasi merupakan kombinasi linier dari peubah-peubah yang tidak stasioner dan memiliki derajat integrasi yang sama. Jika terdapat K peubah endogen, maka

$\mathbf{X}_t = (X_{1,t}, X_{2,t}, \dots, X_{K,t})$ dikatakan berkointegrasi dengan derajat d, b (dinotasikan dengan $X_t \sim CI(d, b)$), jika :

1. Komponen dari X_t diintegrasikan dengan derajat d .
2. Terdapat $\mathbf{B} = (B_1, B_2, \dots, B_K)$ dari kombinasi linier $B \cdot X_t = B_1 X_{1,t} + B_2 X_{2,t} + \dots + B_K X_{K,t}$ dengan derajat integrasi $(d - b)$ yang mana $b > 0$. Vektor \mathbf{B} disebut vektor kointegrasi.

Jika data deret waktu telah dilakukan pembedaan sebanyak d kali hingga tercapai stasioneritas, maka deret waktu tersebut dikatakan telah diintegrasikan dengan derajat d yang dinotasikan dengan $I(d)$.

Berikut merupakan gambaran mengenai hubungan kointegrasi. Misal deret waktu $X_{1,t}$ stasioner pada derajat d dan $X_{2,t}$ stasioner pada derajat b . Kemudian, regresikan antara $X_{1,t}$ dan $X_{2,t}$ sehingga diperoleh $U_t = X_{1,t} - BX_{2,t}$ dengan U_t memiliki derajat integrasi $(d - b)$ atau $U_t \sim I(d - b)$, yang mana $b > 0$ dan $d > 0$.

Engle dan Granger (1987) [19] mendefinisikan bahwa $X_{1,t}$ dan $X_{2,t}$ berkointegrasi pada orde (d, b) jika $d = b$. Apabila $X_{1,t}$ dan $X_{2,t}$ memiliki derajat integrasi 1 atau $I(1)$, maka kedua deret waktu tersebut telah terkointegrasi dengan orde $CI(1, 1)$. Jika kedua peubah atau lebih mempunyai derajat integrasi yang berbeda, maka kedua peubah tidak dapat berkointegrasi. Melakukan uji kointegrasi berarti menentukan rank kointegrasi (r). Rank kointegrasi adalah ukuran dari jumlah hubungan kointegrasi yang ada antara serangkaian variabel. Dalam konteks pengujian kointegrasi, rank kointegrasi mengacu pada jumlah vektor kointegrasi yang signifikan secara statistik dalam model. Rank kointegrasi juga dapat dianggap sebagai jumlah persamaan linier yang dapat digunakan untuk menjelaskan hubungan jangka panjang antara variabel-variabel. Berikut merupakan syarat ketentuan dari rank kointegrasi:

1. Jika $r = K - 1$, maka semua peubah berkointegrasi.
2. Jika $0 < r < K - 1$, maka terdapat r vektor kointegrasi [19].

Di samping itu, uji yang digunakan untuk menentukan banyaknya vektor kointegrasi yaitu uji Johansen dengan tipe uji penelusuran (*Trace*). Uji ini merupakan suatu uji rasio *likelihood* untuk menguji banyaknya r vektor kointegrasi dengan statistik uji sebagai berikut:

$$\chi_{trace} = -T \sum_{i=r+1}^K \ln(1 - \hat{\chi}_i),$$

dengan T merupakan jumlah observasi dalam data deret waktu yang diuji. Jika terdapat K peubah endogen, maka dapat dibuat hipotesis:

$$H_0 : r = q_i, \quad q_i = 0, 1, 2, \dots, K - 1,$$

$$H_1 : r = \text{paling banyak } (M - q_i).$$

$\chi_{trace} \sim \chi_{trace((M-r), q)}$ berdasarkan tabel nilai kritis uji rank kointegrasi, mengacu pada Pesaran (2000) [19] adalah sebagai berikut:

- Jika nilai $\chi_{trace} > \chi_{trace((M-r), q)}$, maka H_0 ditolak.
- Jika $\chi_{trace} < \chi_{trace((M-r), q)}$, maka H_0 diterima.

2.6 Model *Vector Autoregressive* (VAR)

Pada tahun 1980, Sims mengembangkan model *Vector Autoregressive* (VAR) yang diawali dengan usulannya yang menyatakan bahwa dalam analisis data, seluruh variabel ekonomi dapat memengaruhi variabel-variabel lain [5]. Namun, hubungan dinamis antarvariabel belum mampu dijelaskan secara spesifik oleh teori ekonomi, sehingga permasalahan ini memicu Sims untuk mengembangkan model VAR yang dapat melihat hubungan antara beberapa variabel. Model ini merupakan sistem persamaan yang memperlihatkan setiap variabel sebagai fungsi linier dari konstanta dan nilai orde (jumlah periode waktu sebelumnya yang digunakan untuk memperkirakan nilai saat ini) dari variabel itu sendiri, serta hubungannya dengan nilai orde dari variabel lain yang ada dalam sistem persamaan. Oleh sebab itu, model VAR dapat dikatakan sebagai gabungan dari beberapa model AR yang membentuk sebuah vektor antarvariabel yang saling memengaruhi.

Misal terdapat model VAR dengan tiga variabel dan panjang orde optimal 1. Bentuk model VAR(1) dengan tiga persamaan diberikan sebagai berikut

$$X_{1,t} = A_{1,0} + A_{1,1}X_{1,t-1} + A_{1,2}X_{2,t-1} + A_{1,3}X_{3,t-1} + U_{1,t}, \quad (2.3)$$

$$X_{2,t} = A_{2,0} + A_{2,1}X_{1,t-1} + A_{2,2}X_{2,t-1} + A_{2,3}X_{3,t-1} + U_{2,t}, \quad (2.4)$$

$$X_{3,t} = A_{3,0} + A_{3,1}X_{1,t-1} + A_{3,2}X_{2,t-1} + A_{3,3}X_{3,t-1} + U_{3,t}. \quad (2.5)$$

dengan $A_{1,0}$, $A_{2,0}$, $A_{3,0}$ merupakan nilai konstanta yang akan diestimasi, $A_{1,1}, A_{1,2}, A_{1,3}, A_{2,1}, A_{2,2}, A_{2,3}, A_{3,1}, A_{3,2}, A_{3,3}$ merupakan koefisien yang akan diestimasi, $U_{1,t}$, $U_{2,t}$, $U_{3,t}$ merupakan residual, $X_{1,t}$, $X_{2,t}$, $X_{3,t}$ merupakan nilai variabel saat ini, dan $X_{1,t-1}$, $X_{2,t-1}$, $X_{3,t-1}$ merupakan nilai variabel satu periode waktu ke belakang. Persamaan (2.3), (2.4), dan (2.5) dapat ditulis dalam bentuk matriks

$$\begin{pmatrix} X_{1,t} \\ X_{2,t} \\ X_{3,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_{1,0} \\ A_{2,0} \\ A_{3,0} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} & A_{1,3} \\ A_{2,1} & A_{2,2} & A_{2,3} \\ A_{3,1} & A_{3,2} & A_{3,3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_{1,t-1} \\ X_{2,t-1} \\ X_{3,t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} U_{1,t} \\ U_{2,t} \\ U_{3,t} \end{pmatrix}.$$

Oleh karena itu, diperoleh persamaan matriks model VAR(1) sebagai berikut

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{A}_0 + \mathbf{A}_1\mathbf{X}_{t-1} + \mathbf{U}_t.$$

Jika terdapat model VAR dengan variabel sebanyak K dan panjang orde p , maka model VAR(p) dapat ditulis sebagai berikut [20, hlm. 4]

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{A}_0 + \mathbf{A}_1\mathbf{X}_{t-1} + \mathbf{A}_2\mathbf{X}_{t-2} + \dots + \mathbf{A}_p\mathbf{X}_{t-p} + \mathbf{U}_t, \quad (2.6)$$

dengan

\mathbf{X}_t : vektor kolom dari nilai variabel saat ini, berukuran $(K \times 1)$;

\mathbf{X}_{t-i} : vektor kolom dari nilai variabel pada i periode waktu ke belakang dengan $i \in \{1, 2, \dots, p\}$, berukuran $(K \times 1)$;

\mathbf{A}_0 : vektor kolom dari nilai konstanta yang akan diestimasi, berukuran $(K \times 1)$;

\mathbf{A}_i : matriks koefisien yang akan diestimasi, berukuran $(K \times K)$;

U_t : vektor residual (*error*) pada periode ke- t , berukuran $(K \times 1)$.

2.7 Vector Error Correction Model (VECM)

Vector Error Correction Model (VECM) adalah sebuah model ekonometrik yang digunakan untuk menganalisis hubungan jangka panjang antara dua atau lebih variabel ekonomi. Model ini merupakan pengembangan dari model VAR yang memperhitungkan adanya keseimbangan jangka panjang antara variabel-variabel dalam sistem. VECM digunakan apabila variabel-variabel yang diamati memiliki hubungan jangka pendek (*short-run*) dan hubungan jangka panjang (*long-run*). Model ini memperhitungkan adanya keseimbangan jangka panjang dengan menggunakan konsep *error correction* (koreksi kesalahan). *Error correction term* (ECT) menunjukkan bahwa jika terdapat ketidakseimbangan antara variabel-variabel dalam sistem, maka akan dilakukan penyesuaian dalam jangka panjang untuk memulihkan keseimbangan.

Dalam VECM, variabel-variabel ekonomi dijelaskan sebagai kombinasi linear dari variabel-variabel yang ada dalam model, termasuk orde dan pembedaan dari variabel. VECM juga memperhitungkan adanya vektor kointegrasi yang menggambarkan penyesuaian jangka panjang dalam hubungan antara variabel.

Misal terdapat persamaan (2.3), (2.4), dan (2.5). Persamaan-persamaan tersebut didiferensialkan untuk mendapatkan model VECM, sehingga didapatkan model VECM(1) dengan 3 variabel dan rank 2 sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \Delta X_{1,t} = & A_{1,0} + A_{1,1}\Delta X_{1,t-1} + A_{1,2}\Delta X_{2,t-1} + A_{1,3}\Delta X_{3,t-1} \\ & + \Gamma_{1,1}ECT_{1,t-1} + \Gamma_{1,2}ECT_{2,t-1} + U_{1,t}, \end{aligned} \quad (2.7)$$

$$\begin{aligned} \Delta X_{2,t} = & A_{2,0} + A_{2,1}\Delta X_{1,t-1} + A_{2,2}\Delta X_{2,t-1} + A_{2,3}\Delta X_{3,t-1} \\ & + \Gamma_{2,1}ECT_{1,t-1} + \Gamma_{2,2}ECT_{2,t-1} + U_{2,t}, \end{aligned} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned} \Delta X_{3,t} = & A_{3,0} + A_{3,1}\Delta X_{1,t-1} + A_{3,2}\Delta X_{2,t-1} + A_{3,3}\Delta X_{3,t-1} \\ & + \Gamma_{3,1}ECT_{1,t-1} + \Gamma_{3,2}ECT_{2,t-1} + U_{3,t}, \end{aligned} \quad (2.9)$$

dengan persamaan kointegrasi:

$$ECT_{1,t-1} = B_{1,1}X_{1,t-1} + B_{1,2}X_{2,t-1} + B_{1,3}X_{3,t-1}, \quad (2.10)$$

$$ECT_{2,t-1} = B_{2,1}X_{1,t-1} + B_{2,2}X_{2,t-1} + B_{2,3}X_{3,t-1}. \quad (2.11)$$

Oleh karena itu, dapat disederhanakan model VECM(1) sebagai berikut:

$$\Delta \mathbf{X}_t = \mathbf{A}_0 + \mathbf{A}_1 \Delta \mathbf{X}_{t-1} + \mathbf{\Gamma} \mathbf{ECT}_{t-1} + \mathbf{U}_t,$$

dengan

$\Delta \mathbf{X}_t$: vektor kolom dari nilai variabel saat ini setelah dilakukan pembedaan pertama, berukuran $(K \times 1)$;

$\Delta \mathbf{X}_{t-1}$: vektor kolom dari nilai variabel satu periode waktu ke belakang yang telah dilakukan pembedaan pertama, berukuran $(K \times 1)$;

\mathbf{A}_0 : vektor kolom dari nilai konstanta, berukuran $(K \times 1)$;

\mathbf{A}_i : matriks koefisien yang akan diestimasi, berukuran $(K \times K)$;

\mathbf{ECT}_{t-1} : vektor kolom dari nilai *error correction term* / kointegrasi jangka panjang, berukuran $(K \times 1)$;

\mathbf{U}_t : vektor residual (*error*) pada periode ke- t , berukuran $(K \times 1)$;

Γ : matriks koefisien dari *error correction term* (ECT).

Koefisien jangka pendek diwakili oleh matriks \mathbf{A} yang terkait dengan orde dari perubahan variabel-variabel dalam persamaan VECM. Koefisien ini menggambarkan hubungan sementara atau jangka pendek antara variabel-variabel dalam model, tetapi tidak mencerminkan hubungan jangka panjang antara variabel-variabel tersebut. Koefisien jangka panjang diwakili oleh Γ yang merupakan koefisien matriks dari ECT. Koefisien Γ mengukur tingkat penyesuaian variabel-variabel dalam model terhadap keseimbangan jangka panjang setelah terjadi deviasi jangka pendek. Koefisien ini juga memberikan informasi mengenai kecepatan dan arah penyesuaian variabel-variabel kembali ke hubungan jangka panjangnya setelah terjadi gangguan jangka pendek. Besarnya koefisien Γ mengindikasikan kecepatan penyesuaian menuju keseimbangan jangka panjang setelah terjadinya deviasi jangka pendek. Semakin besar nilai mutlak koefisien Γ , semakin cepat variabel-variabel akan kembali ke titik keseimbangan jangka panjang.

2.8 Ordinary Least Square (OLS)

Metode *Ordinary Least Squares* (OLS) adalah sebuah metode dalam analisis regresi yang digunakan untuk mengestimasi parameter dalam model regresi linier. Misalkan terdapat data deret waktu dengan $t = 1, 2, \dots, T$ dan sebuah variabel X yang diukur dari waktu ke waktu dengan $X_t = (X_{1,t}, X_{2,t}, Y_{3,t}, \dots, Y_{K,t})$. Berdasarkan persamaan model VAR(p) (2.6), data pemodelan dengan T observasi dan K variabel, dapat dimisalkan sebagai

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} X_{1,2} & X_{2,2} & \cdots & X_{K,2} \\ X_{1,3} & X_{2,3} & \cdots & X_{K,3} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{1,T} & X_{2,T} & \cdots & X_{K,T} \end{pmatrix}_{(T-1) \times K} \quad \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & X_{1,1} & X_{2,1} & \cdots & X_{K,1} \\ 1 & X_{1,2} & X_{2,2} & \cdots & X_{K,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{1,T-1} & X_{2,T-1} & \cdots & X_{K,T-1} \end{pmatrix}_{(T-1) \times (K+1)}$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} A_{1,0} & A_{2,0} & \cdots & A_{K,0} \\ A_{1,1} & A_{2,1} & \cdots & A_{K,1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{1,K} & A_{2,K} & \cdots & A_{K,K} \end{pmatrix}_{(K+1) \times K} \quad \mathbf{U} = \begin{pmatrix} U_{1,1} & U_{2,1} & \cdots & U_{K,1} \\ U_{1,2} & U_{2,2} & \cdots & U_{K,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U_{1,T-1} & U_{2,T-1} & \cdots & U_{K,T-1} \end{pmatrix}_{(T-1) \times K}$$

yang dapat disederhanakan dalam bentuk persamaan matriks sebagai

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{U}.$$

Berdasarkan model linier, diketahui bahwa

$$\mathbf{U} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta.$$

Kemudian, dibentuk vektorisasi dari matriks \mathbf{y} , \mathbf{u} , dan $\hat{\beta}$ sebagai berikut

$$\mathbf{y} = \text{vec}(\mathbf{Y}) = \begin{pmatrix} X_{1,2} \\ X_{1,3} \\ \vdots \\ X_{1,T} \\ X_{2,2} \\ X_{2,3} \\ \vdots \\ X_{2,T} \\ \vdots \\ X_{K,2} \\ X_{K,3} \\ \vdots \\ X_{K,T} \end{pmatrix}_{(T-1)K \times 1} \quad \mathbf{u} = \text{vec}(\mathbf{U}) = \begin{pmatrix} U_{1,1} \\ U_{1,2} \\ \vdots \\ U_{1,T-1} \\ U_{2,1} \\ U_{2,2} \\ \vdots \\ U_{2,T-1} \\ \vdots \\ U_{K,1} \\ U_{K,2} \\ \vdots \\ U_{K,T-1} \end{pmatrix}_{(T-1)K \times 1} \quad \hat{\beta} = \text{vec}(\beta) = \begin{pmatrix} A_{1,0} \\ A_{2,0} \\ \vdots \\ A_{K,0} \\ A_{1,1} \\ A_{2,1} \\ \vdots \\ A_{K,1} \\ \vdots \\ A_{1,K} \\ A_{2,K} \\ \vdots \\ A_{K,K} \end{pmatrix}_{K(K+1) \times 1}$$

dengan

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 & X_{1,1} & \cdots & X_{K,1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & X_{1,2} & \cdots & X_{K,2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{1,T-1} & \cdots & X_{K,T-1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,1} & \cdots & X_{K,1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,2} & \cdots & X_{K,2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,T-1} & \cdots & X_{K,T-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,1} & \cdots & X_{K,1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,2} & \cdots & X_{K,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,T-1} & \cdots & X_{K,T-1} \end{pmatrix}_{(T-1) \times K(K+1)}.$$

Residual \mathbf{u} diminimumkan dengan

$$\begin{aligned} \|\mathbf{u}\| &\rightarrow 0, \\ \|\mathbf{y} - \mathbf{x}\hat{\beta}\| &\rightarrow 0. \end{aligned}$$

Untuk mengestimasi parameter $\hat{\beta}$ dengan OLS, diperoleh dengan persamaan sebagai berikut

$$\mathbf{y} - \mathbf{x}\hat{\beta} = 0$$

$$\mathbf{x}\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{y}.$$

Oleh karena \mathbf{x} bukan matriks persegi, maka perlu dikalikan dengan \mathbf{x}^\top , sehingga

$$\begin{aligned}\mathbf{x}^\top \mathbf{x} \hat{\boldsymbol{\beta}} &= \mathbf{x}^\top \mathbf{y} \\ \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(\text{OLS})} &= (\mathbf{x}^\top \mathbf{x})^{-1} \mathbf{x}^\top \mathbf{y}\end{aligned}\quad (2.12)$$

dengan \mathbf{x} adalah matriks berisi variabel pada orde sebelumnya dan \mathbf{y} adalah vektor kolom dari variabel pada waktu t .

2.9 Penentuan Orde Optimal

Pada model VAR, variabel-variabelnya dipandang saling memengaruhi secara timbal balik, sehingga hasil analisis dapat memberikan informasi tentang dinamika sistem secara keseluruhan. Salah satu langkah penting dalam membangun model VAR adalah menentukan jumlah orde atau jangka waktu tertentu yang akan diikutsertakan dalam analisis. Orde adalah jumlah periode waktu sebelumnya yang digunakan untuk memperkirakan nilai saat ini dari variabel-variabel dalam model VAR. Penentuan orde optimal menjadi penting karena dapat memengaruhi interpretasi dan optimalisasi hasil analisis VAR. Terdapat beberapa metode penentuan orde optimal yang digunakan dalam penelitian ini, diantaranya adalah sebagai berikut

2.9.1 Akaike Information Criterion (AIC)

Akaike Information Criterion (AIC) adalah suatu metode dalam statistik untuk memilih model yang terbaik dari kumpulan model yang telah dihasilkan. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Akaike pada tahun 1974 [21]. Kriteria informasi AIC merupakan suatu ukuran kebaikan model yang memperhitungkan keseimbangan antara kemampuan model dalam menyesuaikan data dan jumlah parameter yang digunakan dalam model. Kriteria informasi AIC menghitung nilai kerapatan *likelihood* dari model yang dihasilkan dan menyesuaikannya dengan jumlah parameter yang digunakan. Semakin sedikit parameter yang digunakan untuk mencapai tingkat *likelihood* yang tinggi, maka akan semakin baik model tersebut. Secara matematis, AIC dinyatakan sebagai

$$AIC(n) = \ln \det \left(\tilde{\Sigma}_u(n) \right) + \frac{2}{T} n K^2,$$

dengan

$AIC(n)$: nilai AIC untuk model tertentu dengan n parameter,

K : jumlah variabel dalam model VAR,

n : orde,

T : jumlah observasi,

$\tilde{\Sigma}_u(n)$: estimasi kovariansi dari residual untuk model dengan n parameter.

Kriteria informasi AIC dapat digunakan untuk memilih model yang terbaik dari beberapa model yang dihasilkan. Dalam hal ini, model dengan nilai AIC yang paling rendah dianggap sebagai model terbaik. AIC juga dapat digunakan untuk membandingkan model yang memiliki jumlah

parameter yang berbeda. Model dengan nilai AIC yang lebih rendah dianggap lebih baik daripada model dengan nilai AIC yang lebih tinggi.

2.9.2 Hannan-Quinn (HQ)

Hannan-Quinn (HQ) adalah salah satu kriteria informasi yang digunakan dalam pemilihan model statistik. HQ dikembangkan oleh Hannan dan Quinn pada tahun 1979 [22], sebagai alternatif dari AIC. Kriteria ini sering digunakan dalam pemilihan model regresi linier berganda, namun dapat diterapkan pada berbagai jenis model statistik yang berbeda. Seperti halnya AIC, HQ merupakan ukuran untuk mengukur kualitas model yang dipilih dengan mempertimbangkan seberapa baik model tersebut cocok dengan data dan seberapa kompleks model tersebut. Secara matematis, HQ dinyatakan sebagai

$$HQ(n) = \ln \det \left(\sum_u \tilde{\Sigma}_u(n) \right) + \frac{2 \ln(\ln(T))}{T} nK^2.$$

Nilai HQ yang lebih rendah menunjukkan model yang lebih baik. Oleh karena itu, dalam memilih model, perlu dibandingkan nilai HQ dari beberapa model yang berbeda dan memilih model yang memiliki nilai HQ terendah. Kriteria informasi HQ memiliki keuntungan dibandingkan dengan AIC karena HQ cenderung memilih model yang lebih sederhana atau memiliki parameter yang lebih sedikit daripada AIC. Hal ini penting karena tujuan utama dari pemilihan model adalah untuk menemukan keseimbangan antara kesederhanaan model (agar tidak terlalu rumit) dan kemampuan model untuk menjelaskan data dengan baik. Model yang lebih sederhana dapat menghindari *overfitting*, yaitu situasi di mana model terlalu cocok dengan data pelatihan tetapi tidak mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data baru. Dengan demikian, HQ dapat membantu meminimalkan risiko *overfitting* dan memilih model yang lebih umum, sehingga dapat meningkatkan keandalan model pada data.

2.9.3 Schwarz Criterion (SC)

Schwarz Criterion (SC) adalah suatu metode untuk memilih model statistik yang paling baik dengan mempertimbangkan baik keakuratan model maupun kompleksitasnya. Metode ini dirancang oleh Schwarz pada tahun 1978 [23] dan sering digunakan dalam pemodelan statistik, seperti regresi linier, regresi logistik, dan analisis faktor. Salah satu kelebihan SC adalah bahwa metode ini memberikan keseimbangan yang baik antara akurasi dan kompleksitas model. Model yang terlalu sederhana dan tidak akurat akan memiliki nilai SC yang tinggi karena model tersebut tidak dapat menjelaskan variansi yang cukup dalam data. Selain itu, model yang terlalu kompleks (model dengan jumlah parameter yang banyak) dan *overfitting* juga akan memiliki nilai SC yang tinggi. SC dapat dinyatakan secara matematis sebagai

$$SC(n) = \ln \det \left(\sum_u \tilde{\Sigma}_u(n) \right) + \frac{\ln(T)}{T} nK^2.$$

Nilai SC yang lebih rendah menunjukkan bahwa model lebih baik, karena model tersebut mencapai keakuratan yang setara atau lebih baik daripada model lain yang lebih kompleks. Kriteria informasi SC dapat digunakan sebagai alternatif yang lebih baik daripada metode pengujian hipotesis standar

dalam memilih model statistik terbaik karena dapat memperhitungkan kompleksitas model yang lebih besar.

2.9.4 *Final Prediction Error (FPE)*

Dalam analisis ekonometrik, *Final Prediction Error (FPE)* adalah salah satu kriteria informasi yang digunakan dalam pemilihan model yang optimal dalam konteks analisis deret waktu. Tujuan utama dari FPE adalah untuk meminimalkan kesalahan prediksi dari model yang diestimasi. FPE memberikan ukuran kualitas prediksi dari suatu model statistik. FPE diperoleh dengan menggabungkan jumlah kesalahan prediksi dalam sampel dengan jumlah parameter dalam model. Pada dasarnya, FPE menilai seberapa baik model dapat memprediksi data yang tidak digunakan dalam proses estimasi model. Dengan demikian, FPE dapat memilih model yang memberikan prediksi yang lebih akurat. FPE diperoleh dengan mempertimbangkan jumlah observasi dalam sampel, jumlah parameter dalam model, dan kesalahan prediksi dari model. Secara matematis, FPE dihitung dengan rumus sebagai

$$FPE(n) = \left(\frac{T + n^*}{T - n^*} \right)^K \det \left(\tilde{\sum}_u(n) \right).$$

dengan

n^* : banyaknya parameter pada setiap persamaan,

dan

$$\det \left(\tilde{\sum}_u(n) \right) = T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{u}_t'$$

yang merupakan determinan dari kovariansi residual model. Simbol tilde ($\tilde{}$) menunjukkan bahwa ini adalah nilai perkiraan, dan \hat{u}_t menunjukkan matriks kovarian residu, yaitu perbedaan antara nilai yang diamati dan nilai yang diprediksi untuk observasi ke- u .

Namun, FPE memiliki beberapa keterbatasan, di mana FPE cenderung memberikan preferensi pada model dengan jumlah parameter yang lebih besar. Oleh karena itu, perlu digunakan pendekatan lain, seperti kriteria informasi AIC, untuk mempertimbangkan kompromi antara kualitas prediksi dan kompleksitas model.

2.10 Uji Stabilitas

Uji stabilitas pada model VAR digunakan untuk menguji apakah model VAR yang telah diestimasi adalah stabil atau tidak. Stabilitas adalah sifat yang diinginkan dalam model VAR karena menunjukkan bahwa variabel-variabel dalam model tidak mengalami perubahan yang besar atau ledakan yang tidak realistis dalam jangka panjang. Misal terdapat suatu model VAR(p) yang dinyatakan dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{A}_0 + \mathbf{A}_1 \mathbf{X}_{t-1} + \mathbf{A}_2 \mathbf{X}_{t-2} + \dots + \mathbf{A}_p \mathbf{X}_{t-p} + \mathbf{U}_t.$$

Dengan menggunakan *lag operator* (L) pada persamaan (2.2), model VAR(p) dapat ditulis sebagai

$$\begin{aligned} \mathbf{I} \cdot \mathbf{X}_t &= \mathbf{A}_0 + \mathbf{A}_1 L \mathbf{X}_t + \mathbf{A}_2 L^2 \mathbf{X}_t + \dots + \mathbf{A}_p L^p \mathbf{X}_t + \mathbf{U}_t \\ \mathbf{I} \cdot \mathbf{X}_t - \mathbf{A}_1 L \mathbf{X}_t - \mathbf{A}_2 L^2 \mathbf{X}_t - \dots - \mathbf{A}_p L^p \mathbf{X}_t &= \mathbf{A}_0 + \mathbf{U}_t \\ (\mathbf{I} - \mathbf{A}_1 L - \mathbf{A}_2 L^2 - \dots - \mathbf{A}_p L^p) \mathbf{X}_t &= \mathbf{A}_0 + \mathbf{U}_t. \end{aligned}$$

Suatu model VAR(p) dikatakan stabil jika dan hanya jika semua akar persamaan karakteristik dari orde polinomial [24, hlm. 129]

$$|\mathbf{I}_k - \mathbf{A}_1 z - \mathbf{A}_2 z^2 - \dots - \mathbf{A}_p z^p| \neq 0 \text{ untuk } \|z\| \leq 1$$

berada di dalam lingkaran satuan. Ini ekuivalen dengan kondisi bahwa semua nilai eigen dari pendamping matriks A memiliki modulus kurang dari satu. Oleh karena itu, perlu dicari nilai eigen matriks \mathbf{A} . Misal matriks koefisien \mathbf{A} adalah sebagai berikut

$$\begin{pmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} & A_{1,3} \\ A_{2,1} & A_{2,2} & A_{2,3} \\ A_{3,1} & A_{3,2} & A_{3,3} \end{pmatrix}.$$

Nilai eigen (λ) matriks \mathbf{A} dapat dicari dengan persamaan karakteristik :

$$|\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}| = 0, \quad (2.13)$$

sehingga diperoleh persamaan

$$\begin{aligned} &\left| \begin{pmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} & A_{1,3} \\ A_{2,1} & A_{2,2} & A_{2,3} \\ A_{3,1} & A_{3,2} & A_{3,3} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \lambda & 0 & 0 \\ 0 & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & \lambda \end{pmatrix} \right| = 0 \\ &\left| \begin{matrix} A_{1,1} - \lambda & A_{1,2} & A_{1,3} \\ A_{2,1} & A_{2,2} - \lambda & A_{2,3} \\ A_{3,1} & A_{3,2} & A_{3,3} - \lambda \end{matrix} \right| = 0. \end{aligned}$$

Model VAR dikatakan stabil apabila seluruh nilai eigen matriks koefisien VAR memiliki nilai modulus (nilai mutlak) kurang dari satu. Sebaliknya, jika setidaknya ada satu nilai eigen yang memiliki nilai modulus lebih besar dari satu, maka model VAR dianggap tidak stabil [13]. Terdapat beberapa faktor yang dapat memengaruhi ketidakstabilan model VAR, di antaranya:

- **Non-stasioneritas variabel**

Ketidakstabilan model dapat terjadi akibat variabel-variabel dalam model VAR yang tidak stasioner. Oleh karena itu, penting untuk membuat variabel dalam model VAR menjadi stasioner dengan melakukan pembedaan.

- **Kurangnya sampel pengamatan yang cukup**

Jika sampel yang digunakan dalam model VAR terlalu sedikit, hal ini dapat menyebabkan ketidakstabilan model. Kurangnya banyak sampel dapat membuat hasil estimasi sensitif terhadap fluktuasi data dan dapat menghasilkan prediksi yang tidak stabil. Oleh karena itu,

penting untuk memiliki sampel yang memadai agar hasil model VAR lebih stabil dan reliabel.

- **Orde tidak optimal**

Jika keliru dalam menentukan orde yang optimal, maka model VAR akan tidak stabil.

- **Tidak ada hubungan sebab-akibat yang jelas antar variabel**

Jika model VAR tidak memiliki hubungan sebab-akibat yang jelas antar variabelnya, maka hal ini dapat menyebabkan ketidakstabilan model. Model VAR yang memiliki fondasi teoretis yang lemah mungkin tidak mampu menggambarkan dinamika yang sebenarnya antara variabel-variabel, sehingga hasil estimasi dan prediksi menjadi tidak stabil.

Oleh karena itu, perlu dilakukan uji stabilitas untuk mengevaluasi kecocokan model VAR terhadap data yang ada dan memastikan bahwa asumsi dasar model VAR terpenuhi. Hasil dari uji stabilitas akan memberikan indikasi apakah model VAR yang diestimasi dapat digunakan untuk analisis dan prediksi yang dapat diandalkan.

2.11 Analisis Kausalitas Granger

Analisis kausalitas jangka pendek untuk setiap variabel dapat menggunakan uji kausalitas Granger yang didasarkan atas statistik uji Wald yang berdistribusi *chi-square* atau uji *F* sebagai alternatifnya (Lutkepohl, 2006) [20, hlm. 41]. Statistik uji kausalitas Granger adalah sebagai

$$F_{hitung} = \frac{(SSE_{restricted} - SSE_{unrestricted})/q}{SSE_{unrestricted}/(n - k)},$$

dengan

q : banyaknya variabel pada *restricted*;

n : banyaknya pengamatan pada data deret waktu;

k : banyaknya parameter.

Jadi, dapat dibuat hipotesis:

H_0 : Suatu variabel tidak memiliki hubungan kausalitas terhadap variabel lainnya.

Jika $F_{hitung} > F_{(\alpha; q; n-k)}$ atau nilai p kurang dari α , maka H_0 ditolak. Hal ini berarti X_t memiliki hubungan jangka pendek dengan Y_t .

2.12 Impulse Response Function (IRF)

Impulse Response Function (IRF) menggambarkan respons dari suatu variabel setelah terjadinya guncangan (*shock*) satu unit pada variabel tertentu dalam suatu sistem kointegrasi. IRF memberikan gambaran mengenai bagaimana variabel-variabel dalam sistem saling memengaruhi satu sama lain seiring waktu. Bentuk persamaan matriks IRF dengan orde 1 [20, hlm. 51] adalah sebagai berikut:

$$\begin{pmatrix} X_{1,t} \\ \vdots \\ X_{i,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{X}_1 \\ \vdots \\ \bar{X}_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi_{1,1} & \cdots & \phi_{1,j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{i,1} & \cdots & \phi_{i,j} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_{X_1,t-1} \\ \vdots \\ U_{X_i,t-1} \end{pmatrix},$$

dengan

$i = 1, 2, \dots, K$ dan $j = 1, 2, \dots, K$;

K : jumlah variabel yang digunakan dalam penelitian;

$\phi_{i,j}(1)$: koefisien yang menunjukkan efek dari *structural shock* pada X_K ketika orde-1;

$\phi_{i,j}(0)$: koefisien yang menunjukkan *impact multipliers* (hubungan jangka pendek);

$U_{X_i,t-1}$: residual dari variabel deret waktu pada periode $t - 1$.

2.13 Forecast Error Variance Decomposition (FEVD)

Forecast Error Variance Decomposition (FEVD) adalah metode untuk memecah variasi perkiraan kesalahan dalam suatu model ekonometrika menjadi kontribusi relatif dari berbagai variabel. Metode FEVD ini digunakan dalam analisis model VAR dan VECM untuk memahami seberapa besar sumbangan setiap variabel dalam menjelaskan ketidakpastian dalam perkiraan masa depan variabel endogen. Dalam analisis FEVD, variabel endogen di dalam model VAR dan VECM digunakan untuk memperkirakan variabel lainnya dalam masing-masing model tersebut. Namun, karena suatu perkiraan selalu memiliki tingkat ketidakpastian, digunakan FEVD untuk melihat seberapa besar variabel-variabel tersebut berkontribusi terhadap ketidakpastian tersebut.

Menurut Enders (2004) [6], dekomposisi variansi merupakan proporsi $\sigma(n)^2$ terhadap *shock*. *Shock* adalah guncangan yang terjadi pada setiap periode yang diakibatkan oleh proporsi pergerakan variabel lainnya. *Variance decomposition* pada *shock* j yang diakibatkan oleh variabel i dengan orde sebanyak n dapat ditulis sebagai berikut:

$$VD = \frac{\sum_{k=0}^n \phi_{ij}(p)^2}{\sum_{k=0}^n \sum_{j=1}^h \phi_{ij}(p)^2},$$

dengan $i = 1, 2, \dots, I$ dan $j = 1, 2, \dots, h$, yang mana i dan j merupakan jumlah variabel yang digunakan dalam penelitian, serta $\phi_{ij}(p)$ yang merupakan efek dari *structural shock* pada orde- p dengan $p = 1, 2, \dots, n$. FEVD dapat memberikan wawasan yang berguna dalam mengidentifikasi variabel yang paling penting dalam menjelaskan variasi dan ketidakpastian pada model VAR dan VECM.

2.14 Mean Absolute Percent Error (MAPE)

Penilaian baik buruknya hasil prediksi dapat dilakukan dengan mengamati besarnya selisih nilai aktual dengan nilai prediksi. Nilai residual atau *error* (U_t) merupakan selisih antara nilai aktual dengan hasil prediksi, yang ditulis sebagai

$$U_t = X_t - \hat{X}_t,$$

dengan

U_t : residual atau nilai kesalahan prediksi pada periode ke- t ;

X_t : nilai aktual;

\hat{X}_t : nilai hasil prediksi.

Nilai residual dapat diperoleh dengan mengukur akurasi hasil prediksi menggunakan *Mean Absolute Percent Error* (MAPE). MAPE merupakan pengukuran statistik mengenai akurasi perkiraan pada metode prediksi. MAPE dapat memberikan informasi seberapa besar kesalahan prediksi dibandingkan dengan nilai sebenarnya dari data deret tersebut. Semakin kecil nilai persentase kesalahan pada MAPE, maka semakin akurat hasil prediksi. Berdasarkan Lewis (1982) [25], nilai MAPE dapat diinterpretasikan dalam 4 kategori, yaitu

- Jika nilai MAPE kurang dari 10%, maka kemampuan model prediksi sangat baik.
- Jika nilai MAPE antara 10% - 20%, maka kemampuan model prediksi baik.
- Jika nilai MAPE kisaran 20% - 50%, maka kemampuan model prediksi layak.
- Jika nilai MAPE kisaran lebih dari 50%, maka kemampuan model prediksi buruk.

Nilai MAPE diberikan sebagai

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right|,$$

dengan n merupakan banyak data, X_t merupakan nilai aktual, dan \hat{X}_t merupakan nilai prediksi.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini, akan dibahas secara rinci mengenai langkah-langkah dan metode yang digunakan dalam memprediksi harga saham menggunakan model VAR dan VECM, serta membandingkan kinerja dari kedua model tersebut. Penjelasan akan mencakup metode pengumpulan data, pembentukan model, analisis model, serta perbandingan kinerja kedua model. Diagram alir dari pelaksanaan penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.1.

3.1 Metode Pengumpulan Data

3.1.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari website Yahoo! Finance (<https://finance.yahoo.com/>) dengan mencari saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK pada kolom pencarian Yahoo! Finance untuk menemukan data mentah ketiga harga saham. Kemudian, atur tampilan ke data historis harga saham dari tanggal 1 Januari 2011 hingga 1 Mei 2023 dengan frekuensi bulanan dan data diambil berdasarkan harga pembukaan di tanggal 1 setiap awal bulan. Data diinput langsung ke *software* RStudio dengan menggunakan fungsi *getSymbols* dan diubah menjadi objek deret waktu. Berdasarkan ketiga data harga saham tersebut, variabel-variabel yang digunakan dalam makalah ini adalah

- Variabel $X_{1,t}$ merupakan saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM.JK).
- Variabel $X_{2,t}$ merupakan saham PT XL Axiata Tbk (EXCL.JK).
- Variabel $X_{3,t}$ merupakan saham PT Sarana Menara Nusantara Tbk (TOWR.JK).

3.1.2 Tahapan Pengolahan Data

Data deret waktu TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK dibagi menjadi data untuk pemodelan dan data prediksi seperti pada Tabel 3.1. Kemudian, dilakukan pembentukan, analisis, dan perbandingan kinerja model VAR dan VECM dari data historis harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK untuk mengetahui model yang paling tepat dalam mengolah ketiga data harga saham tersebut.

Tabel 3.1: Tabel data untuk pemodelan dan prediksi

Jenis Data	Tanggal Awal	Tanggal Akhir	Banyak Data
Data Pemodelan	Januari 2011	Mei 2022	138
Data Prediksi	Juni 2022	Mei 2023	12

3.2 Pembentukan Model

Sebelum membentuk model, penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan memenuhi asumsi dasar model tersebut. Dalam bagian ini, dilakukan uji-uji seperti uji stasioneritas, uji kointegrasi, uji stabilitas, dan uji kausalitas untuk membentuk model yang tepat terhadap data.

Analisis Deskriptif Data

Analisis deskriptif data dilakukan untuk memahami pergerakan harga saham secara statistik dan tren dalam data deret waktu. Plot data deret waktu dapat menunjukkan perubahan dan fluktuasi dalam data deret waktu dan mengidentifikasi tren.

Uji Stasioneritas

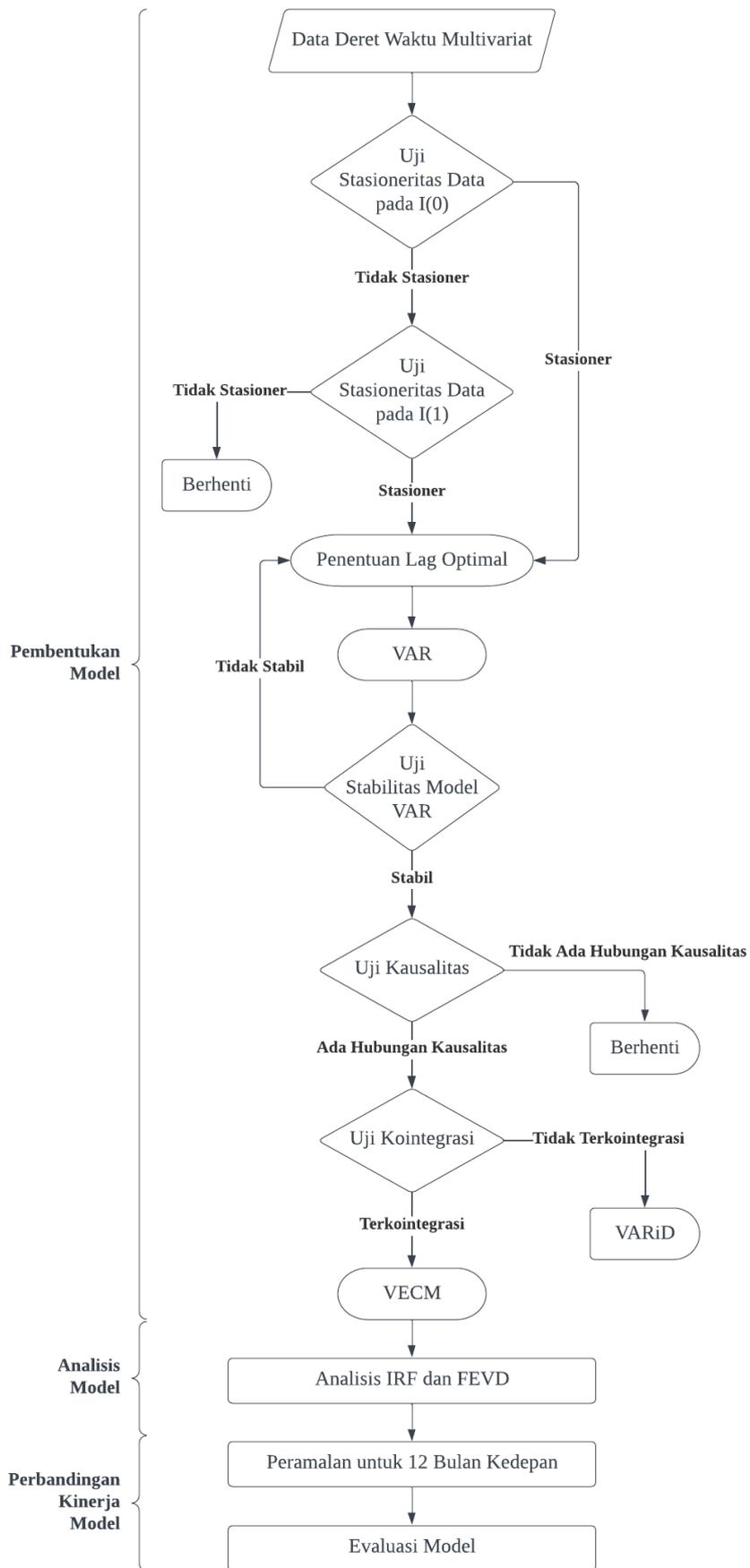
Sebelum melakukan estimasi model VAR dan VECM, dilakukan uji stasioneritas pada data dengan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk melihat apakah data harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK bersifat stasioner. Jika data sudah stasioner, maka model VAR dapat langsung digunakan. Namun, jika data tidak stasioner, maka perlu dilakukan proses pembedaan.

Proses Pembedaan (*Differencing*)

Jika variabel pada data deret waktu bersifat non-stasioner, maka perlu dilakukan pembedaan pertama untuk menstasionerkan data deret waktu. Kemudian, dilanjutkan dengan kembali ke tahapan uji ADF untuk menguji apakah data pembedaan pertama tersebut sudah stasioner. Jika data pembedaan pertama stasioner, maka model VAR dan VECM dapat digunakan.

Penentuan Orde Optimal

Penentuan orde optimal merupakan salah satu langkah penting untuk memperoleh model yang akurat dan dapat diandalkan. Orde optimal merujuk pada banyak periode waktu yang harus ditunda sebelum mengamati efek suatu variabel terhadap variabel lainnya dalam deret waktu. Metode yang digunakan untuk menentukan orde optimal pada model VAR dan VECM pada penelitian ini adalah dengan menggunakan empat kriteria informasi, yaitu *Akaike Information Criterion* (AIC), *Hannan-Quinn* (HQ), *Schwarz Criterion* (SC), dan *Final Prediction Error* (FPE). Jika keempat kriteria informasi memberikan kesimpulan yang berbeda, maka dapat dipilih orde yang paling kecil dari hasil salah satu kriteria informasi.



Gambar 3.1: Diagram alir dari pelaksanaan penelitian

Pembentukan Model VAR

Pembentukan model VAR melibatkan penggunaan data deret waktu multivariat untuk menganalisis hubungan simultan antara beberapa variabel. Metode estimasi parameter yang umum digunakan dalam model VAR adalah metode *Ordinary Least Squares* (OLS). Estimasi parameter menggunakan OLS pada model VAR dapat memberikan informasi mengenai hubungan timbal balik antarvariabel dalam deret waktu.

Uji Stabilitas Model VAR

Uji stabilitas merupakan langkah penting dalam analisis deret waktu multivariat untuk memastikan keandalan dan konsistensi hasil estimasi, serta memberikan wawasan tentang kestabilan hubungan timbal balik antarvariabel dalam periode waktu yang dianalisis. Uji stabilitas bertujuan untuk menguji apakah model VAR yang dibentuk tetap stabil atau tidak terhadap perubahan struktural dalam data. Model VAR yang stabil berarti hubungan antara variabel-variabel dalam model tetap konstan seiring waktu. Model VAR dapat menjadi tidak stabil jika terjadi beberapa masalah dalam analisisnya, beberapa diantaranya data yang non-stasioner, keterkaitan yang lemah, dan ukuran sampel yang terlalu kecil. Hal-hal tersebut dapat mengarah pada ketidakstabilan dan perilaku yang tidak terduga dalam prediksi dan estimasi model VAR. Jika model VAR tidak stabil, akan sulit untuk mengandalkan hasil estimasi dan prediksinya. Oleh karena itu, jika model VAR tidak stabil perlu dilakukan kembali penentuan orde optimal dengan kriteria informasi yang lain atau menggunakan teknik pemodelan lain untuk memperbaiki masalah yang menyebabkan ketidakstabilan.

Uji Kausalitas

Setelah terbukti bahwa model sudah stabil, dilakukan uji kausalitas untuk melihat hubungan sebab akibat diantara variabel-variabel dalam model. Pengujian kausalitas ini dibagi menjadi dua jenis pengujian, yaitu *Granger Causality* dan *Instantaneous Causality*. *Granger Causality* adalah metode statistik yang digunakan untuk menentukan apakah sebuah variabel secara statistik dapat memberikan informasi yang berguna untuk memprediksi variabel lain dalam model, sedangkan *Instantaneous Causality* adalah pengujian yang digunakan untuk mengevaluasi apakah ada hubungan kausalitas seketika (*instantaneous*) antar variabel dalam model. Kedua jenis pengujian ini digunakan dalam analisis model VAR untuk memahami hubungan kausalitas antara variabel-variabel yang diamati dan menentukan apakah informasi dari satu variabel dapat digunakan untuk memprediksi pergerakan variabel lain dalam model.

Uji Kointegrasi

Data deret waktu multivariat yang tidak stasioner memerlukan uji kointegrasi untuk mengevaluasi hubungan jangka panjang antara variabel-variabel yang dianalisis. Dalam konteks analisis deret waktu, variabel-variabel sering kali memiliki tren yang membuatnya non-stasioner secara individu. Namun, dengan menguji kointegrasi, dapat ditemukan hubungan linier yang memungkinkan variabel-variabel tersebut tetap berhubungan dalam jangka panjang, sehingga uji kointegrasi membantu dalam mengidentifikasi hubungan jangka panjang di antara variabel-variabel non-stasioner, yang penting dalam analisis untuk memahami hubungan sebab-akibat antarvariabel dan melakukan

analisis pemulihan kesalahan (*error correction*) dalam model regresi. Uji ini dilakukan dengan menggunakan metode uji Johansen yang melibatkan estimasi model VAR pada data deret waktu multivariat dan menguji hipotesis tentang keberadaan hubungan kointegrasi melalui pengujian nilai-nilai eigen dari matriks koefisien VAR. Jika ditemukan adanya kointegrasi antar variabel, maka model yang lebih sesuai adalah model VECM. Namun, jika tidak ditemukan adanya kointegrasi antar variabel, maka model VAR dengan data perbedaan pertama lebih cocok untuk digunakan.

Pembentukan Model VECM

Jika ketiga variabel tersebut terkointegrasi dan stasioner pada nilai perbedaan pertama, model VAR dimodifikasi menjadi *Vector Error Correction Model* (VECM). Estimasi parameter model VECM dilakukan dengan menggunakan metode OLS.

3.3 Analisis Model

Setelah dilakukan pembentukan model VAR dan VECM, dilakukan analisis terhadap hasil dari kedua model. Model dievaluasi secara mendalam untuk memahami kelebihan, kelemahan, dan karakteristiknya. Analisis model mencakup visualisasi hubungan antar variabel dalam model untuk membantu pemahaman yang lebih baik mengenai kinerja dan perilaku model.

Analisis IRF

Analisis *Impulse Response Function* (IRF) diterapkan pada model VAR dan VECM untuk memahami dampak jangka panjang dari perubahan kejutan atau guncangan (*shock*) pada satu variabel terhadap nilai masa depan variabel lainnya. Analisis ini memberikan wawasan tentang bagaimana variabel-variabel saling memengaruhi dan beradaptasi dalam jangka waktu yang lebih panjang, sehingga dapat membantu juga dalam pemilihan model terbaik yang dapat melihat dampak jangka panjang dari variabel-variabel tersebut untuk membantu dalam pengambilan keputusan, perencanaan strategi, dan prediksi masa depan.

Analisis FEVD

Analisis *Forecast Error Variance Decomposition* (FEVD) merupakan metode yang digunakan untuk memahami kontribusi masing-masing variabel dalam meramalkan variabilitas atau fluktuasi masa depan variabel lain dalam suatu model multivariat. FEVD memecah variasi prediksi (*forecast error variance*) menjadi kontribusi yang berasal dari setiap variabel dalam model. Dengan menganalisis FEVD, dapat ditentukan sejauh mana setiap variabel memengaruhi perubahan dalam prediksi variabel lainnya. Analisis ini diterapkan pada model VAR dan VECM untuk menganalisis model terbaik yang dapat memberikan informasi penting dalam memahami interaksi dinamis antarvariabel dalam suatu model.

3.4 Perbandingan Kinerja Model

Proses membandingkan kinerja model untuk memilih model terbaik melibatkan penggunaan metrik evaluasi untuk membandingkan model berdasarkan akurasi atau tingkat kesalahan model dalam

prediksi. Model dengan metrik evaluasi kesalahan yang lebih rendah dianggap sebagai model yang lebih baik.

Perbandingan Nilai Prediksi dengan Nilai Aktual

Nilai prediksi harga saham diperoleh dengan menggunakan model VAR dan VECM. Dalam model VAR, variabel harga saham dan variabel lain yang relevan dimasukkan sebagai prediktor dalam suatu sistem persamaan regresi. Dengan model VAR, dapat diperoleh perkiraan harga saham masa depan berdasarkan hubungan timbal balik antarvariabel dalam jangka waktu yang sama. Di sisi lain, VECM adalah ekstensi dari model VAR yang memperhitungkan adanya kointegrasi antara variabel harga saham dan variabel-variabel lainnya. Dengan VECM, dapat dimodelkan hubungan jangka panjang dan koreksi kesalahan jangka pendek antara variabel-variabel, yang berguna dalam memahami dinamika harga saham dalam jangka waktu yang lebih panjang. Dengan menggunakan model VAR dan VECM, dapat diperoleh prediksi harga saham yang lebih akurat dengan mempertimbangkan interaksi dan keseimbangan jangka panjang antarvariabel. Kemudian, setelah memperoleh nilai prediksi kedua model, dilakukan perbandingan selisih terhadap nilai aktualnya untuk mengetahui akurasi dan kinerja dari model prediksi.

Evaluasi Model

Model VAR dan VECM yang diperoleh kemudian dievaluasi dengan menggunakan metrik evaluasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur akurasi atau tingkat kesalahan model dalam memprediksi nilai-nilai masa depan. MAPE menghitung selisih persentase antara nilai aktual dan nilai yang diprediksi oleh model, kemudian mengambil rata-rata dari selisih persentase tersebut. Semakin rendah nilai MAPE, semakin baik tingkat akurasi model dalam melakukan prediksi. Berdasarkan hasil nilai MAPE dari model VAR dan VECM tersebut, dapat dibandingkan kinerja dari kedua model dalam prediksi harga saham data deret waktu multivariat yang dianalisis dan memilih model terbaik yang dapat memberikan hasil paling akurat.

Demikian bab Metodologi Penelitian ini menjelaskan secara rinci langkah-langkah yang diambil dalam prediksi harga saham menggunakan model VAR dan VECM. Dengan mengikuti metodologi ini, diharapkan penelitian ini dapat memberikan hasil yang valid dan reliabel dalam memprediksi harga saham dengan data deret waktu multivariat.

BAB 4

PEMBAHASAN

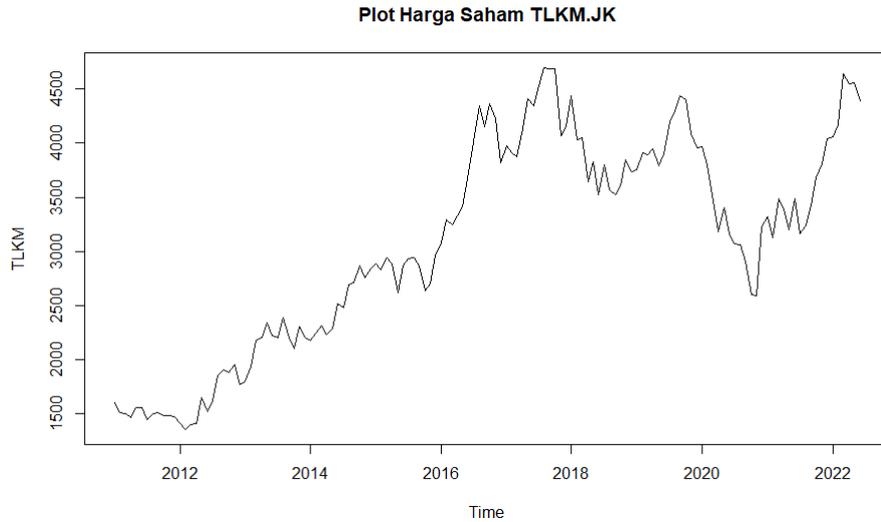
4.1 Pembentukan Model

Asumsi yang harus dipenuhi untuk membentuk model VAR dan VECM adalah semua variabel harus bersifat stasioner pada orde atau derajat yang sama. Hal ini ditandai dengan semua residual bersifat *white noise*, yaitu memiliki rata-rata nol dan variansi yang konstan. Untuk menguji stasioneritas data, dapat digunakan uji ADF untuk mengetahui apakah data memenuhi asumsi untuk membentuk model VAR. Di sisi lain, untuk memenuhi asumsi model VECM, keberadaan kointegrasi di dalam model juga perlu dipertimbangkan. Kointegrasi menunjukkan adanya hubungan jangka panjang antara beberapa variabel, yang dapat diuji dengan menggunakan uji Johansen. Jika tidak ada hubungan kointegrasi di antara harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK, maka dapat diterapkan model VAR standar dengan estimasi parameter menggunakan metode OLS. Namun, jika terdapat hubungan kointegrasi, maka model VECM dapat diterapkan.

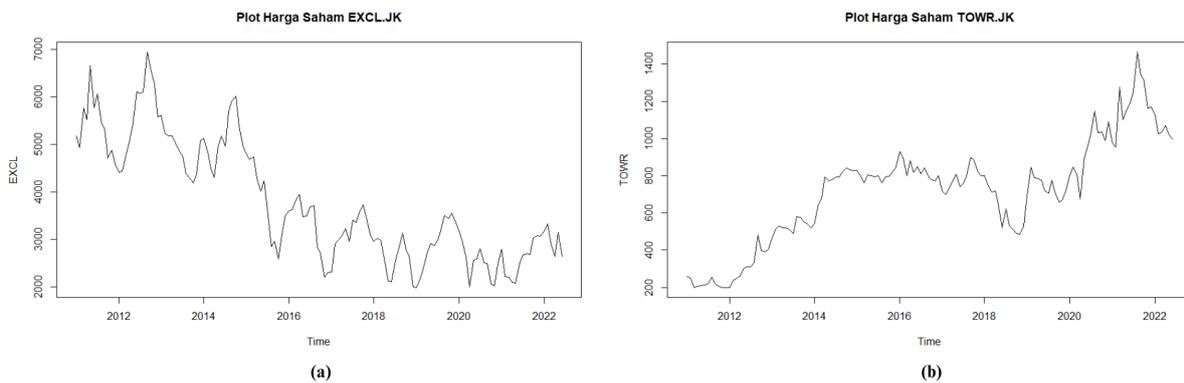
4.1.1 Analisis Deskriptif Data

Langkah pertama dalam memodelkan data pergerakan harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK adalah dengan melakukan visualisasi plot data. Analisis dari plot data harga saham digunakan sebagai langkah awal untuk mendapatkan gambaran umum mengenai pergerakan harga saham dan tren dalam data deret waktu. Melalui plot data deret waktu ini, dapat diidentifikasi juga apakah data deret waktu tersebut stasioner atau tidak. Stasioneritas data merupakan salah satu asumsi penting dalam analisis deret waktu, karena data yang stasioner memiliki sifat statistik yang konsisten dan tidak bergantung pada waktu. Oleh karena itu, dilakukan visualisasi plot data deret waktu harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.1 dan 4.2.

Berdasarkan plot data deret waktu harga saham TLKM.JK pada Gambar 4.1, dapat terlihat bahwa pergerakan harga saham TLKM.JK menunjukkan karakteristik pertumbuhan eksponensial dari waktu ke waktu. Secara visual, grafik menunjukkan tren naik yang berarti harga saham TLKM.JK cenderung mengalami peningkatan yang signifikan dari tahun 2011 hingga tahun 2023. Meskipun secara keseluruhan tren menunjukkan pertumbuhan yang kuat, plot data juga menunjukkan bahwa tren harga saham TLKM.JK tidak bersifat linier. Terdapat beberapa periode koreksi pada tahun 2016 dan 2021, yang mana harga saham mengalami penurunan sebelum kembali bergerak naik. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun terdapat tren kenaikan secara keseluruhan, saham TLKM.JK juga mengalami fluktuasi dan koreksi sementara dalam periode waktu sebelas tahun.

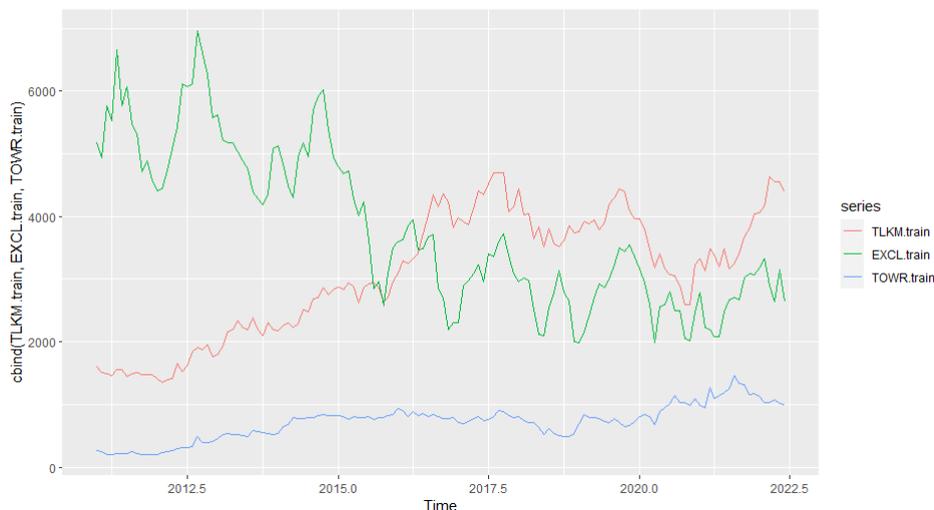


Gambar 4.1: Pergerakan harga saham TLKM.JK pada 1 Januari 2011 - 1 Mei 2022



Gambar 4.2: Pergerakan harga saham a) EXCL.JK dan b) TOWR.JK pada 1 Januari 2011 - 1 Mei 2022

Berdasarkan plot deret waktu EXCL.JK dan TOWR.JK pada Gambar 4.2, dapat terlihat bahwa deret waktu harga saham EXCL.JK menunjukkan tren turun dari tahun 2011 hingga 2023 dan polanya tidak linear dengan dua lembah yang terlihat pada tahun 2012 hingga 2014 dan tahun 2014 hingga 2016. Tren turun ini yang menjadi salah satu dasar hipotesis bahwa terdapat hubungan negatif antara harga saham TLKM.JK dan EXCL.JK, yang artinya ketika harga saham TLKM.JK mengalami kenaikan, harga saham EXCL.JK mengalami penurunan. Sementara itu, deret waktu harga saham TOWR.JK menunjukkan tren naik secara keseluruhan dari tahun 2011 hingga 2023. Pola tersebut menjadi dasar hipotesis adanya hubungan positif antara harga saham TLKM.JK dan TOWR.JK, karena keduanya memiliki tren yang cenderung naik dari tahun 2011 hingga 2023. Gabungan dari deret waktu ketiga harga saham ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3: Plot ketiga harga saham pada 1 Januari 2011 - 1 Mei 2022

Pada Gambar 4.3, terlihat bahwa harga saham TLKM.JK yang ditunjukkan oleh garis tren berwarna merah mengalami peningkatan secara keseluruhan. Namun, seiring dengan kenaikan harga saham TLKM.JK, harga saham EXCL.JK mengalami penurunan yang ditunjukkan oleh garis tren berwarna hijau. Sementara itu, harga saham TOWR.JK menunjukkan tren yang cukup stabil dan mengalami peningkatan, terlihat dari garis tren berwarna biru yang naik, sejalan dengan kenaikan harga saham TLKM.JK. Kesimpulan awal dari visualisasi plot data deret waktu ini adalah bahwa ketiga saham tersebut tidak stasioner, karena terlihat adanya tren pada masing-masing plot data deret waktu. Namun, untuk memastikan apakah data tersebut tidak stasioner, perlu diuji secara statistik kestasioneran data tersebut dengan menggunakan uji ADF.

4.1.2 Uji Stasioneritas Data

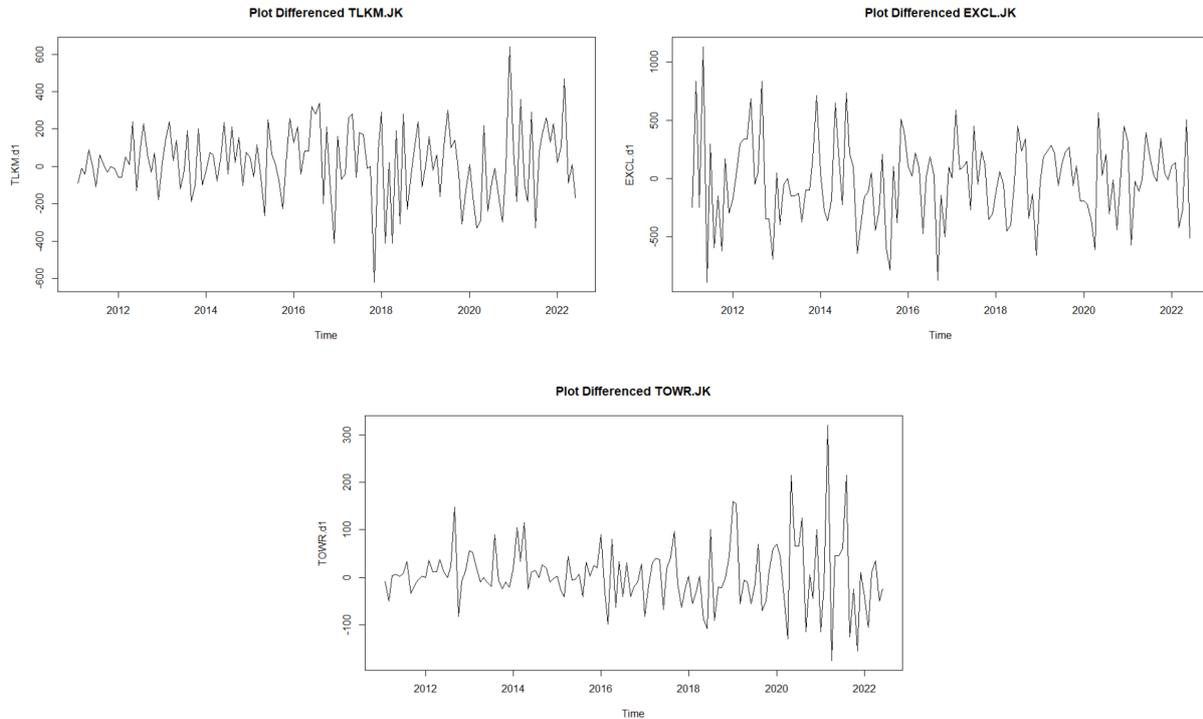
Untuk menguji kebenaran asumsi bahwa data tidak stasioner, perlu dilakukan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk mengecek keberadaan akar satuan. Pada uji ADF, nilai p dibandingkan dengan tingkat signifikansi yang ditentukan, yaitu 0,05. Jika hasil uji menunjukkan bahwa nilai p lebih kecil dari tingkat signifikansi 0,05, maka hipotesis nol ditolak, yang berarti data tersebut bersifat stasioner. Sebaliknya, jika nilai p lebih besar dari tingkat signifikansi 0,05, maka hipotesis nol gagal ditolak, yang berarti data tersebut tidak stasioner. Hasil dari uji ADF untuk variabel saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK pada level ($I(0)$) ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1: Uji stasioneritas dengan uji ADF pada level

Variabel	Nilai p	Kesimpulan
TLKM.JK	$0,5749 > 0,05$	Data tidak stasioner pada level.
EXCL.JK	$0,114 > 0,05$	Data tidak stasioner pada level.
TOWR.JK	$0,4411 > 0,05$	Data tidak stasioner pada level.

Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa nilai p uji ADF untuk data harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK lebih besar dari 0,05, yang berarti hipotesis nol gagal ditolak. Hal

ini berarti ketiga data deret waktu tidak stasioner. Untuk mengatasi masalah non-stasioneritas ini, perlu dilakukan proses pembedaan pada data deret waktu untuk menghilangkan tren dan membuat data menjadi stasioner. Setelah dilakukan pembedaan pertama, selanjutnya diuji kembali kestasioneran dari hasil proses pembedaan tersebut. Grafik dari data deret waktu ketiga saham dengan pembedaan pertama ditunjukkan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4: Plot pembedaan pertama

Berdasarkan Gambar 4.4, dapat diamati bahwa setelah dilakukan pembedaan pertama, tidak terlihat tren stokastik dari ketiga deret waktu harga saham. Hal ini mengindikasikan bahwa pembedaan pertama telah berhasil menghilangkan tren dan membuat data deret waktu menjadi stasioner. Namun, untuk memastikan bahwa data sudah stasioner, perlu dilakukan uji ADF kembali terhadap data deret waktu yang telah dilakukan pembedaan pertama. Hasil dari uji ADF pada data deret waktu setelah pembedaan pertama ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2: Uji stasioneritas dengan uji ADF pada pembedaan pertama

Variabel	Nilai p	Kesimpulan
TLKM.JK	$0,01 < 0,05$	Data stasioner pada pembedaan pertama.
EXCL.JK	$0,01 < 0,05$	Data stasioner pada pembedaan pertama.
TOWR.JK	$0,01 < 0,05$	Data stasioner pada pembedaan pertama.

Setelah proses pembedaan pertama, data deret waktu telah berhasil diubah menjadi stasioner, dengan nilai p kurang dari 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa hipotesis nol dapat ditolak. Dengan demikian, data deret waktu telah memenuhi asumsi stasioneritas dan siap digunakan untuk membentuk model VAR dan VECM.

4.1.3 Penentuan Orde Optimal

Setelah memastikan data deret waktu sudah stasioner, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi Model VAR dengan menggunakan kriteria informasi AIC (*Akaike Information Criterion*), HQ (*Hannan-Quinn Criterion*), SC (*Schwarz Criterion*), dan FPE (*Final Prediction Error*). Kriteria informasi ini digunakan untuk memilih model VAR yang paling sesuai dengan data. Model yang memiliki nilai kriteria informasi yang lebih rendah dianggap lebih baik karena memberikan pendekatan yang lebih baik terhadap data dengan menggunakan jumlah parameter yang lebih sedikit. Hasil dari nilai kriteria informasi AIC (*Akaike Information Criterion*), HQ (*Hannan-Quinn Criterion*), SC (*Schwarz Criterion*), dan FPE (*Final Prediction Error*) untuk menentukan orde optimal ditunjukkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3: Tabel penentuan orde optimal dengan kriteria informasi AIC, HQ, SC, dan FPE

Orde	AIC	HQ	SC	FPE
Orde 1	$3,064553 \times 10^1$	$3,075471 \times 10^1$	$3,091427 \times 10^1$	$2,038032 \times 10^{13}$
Orde 2	$3,074703 \times 10^1$	$3,093811 \times 10^1$	$3,121733 \times 10^1$	$2,256385 \times 10^{13}$
Orde 3	$3,080586 \times 10^1$	$3,107883 \times 10^1$	$3,147771 \times 10^1$	$2,394641 \times 10^{13}$
Orde 4	$3,088537 \times 10^1$	$3,124022 \times 10^1$	$3,175878 \times 10^1$	$2,595862 \times 10^{13}$
Orde 5	$3,095653 \times 10^1$	$3,139328 \times 10^1$	$3,203150 \times 10^1$	$2,792581 \times 10^{13}$
Orde 6	$3,104256 \times 10^1$	$3,156120 \times 10^1$	$3,231909 \times 10^1$	$3,051837 \times 10^{13}$
Orde 7	$3,109327 \times 10^1$	$3,169380 \times 10^1$	$3,257136 \times 10^1$	$3,222817 \times 10^{13}$
Orde 8	$3,111716 \times 10^1$	$3,179958 \times 10^1$	$3,279680 \times 10^1$	$3,317384 \times 10^{13}$
Orde 9	$3,116065 \times 10^1$	$3,192496 \times 10^1$	$3,304184 \times 10^1$	$3,487284 \times 10^{13}$
Orde 10	$3,128444 \times 10^1$	$3,213063 \times 10^1$	$3,336719 \times 10^1$	$3,978894 \times 10^{13}$

Dalam Tabel 4.3, terlihat bahwa pada seluruh kriteria informasi (AIC, HQ, SC, dan FPE), model VAR dengan orde 1 memiliki nilai terendah pada semua kriteria. Sebagai contoh, pada kriteria AIC, model VAR dengan orde 1 memiliki nilai AIC sebesar $3,064553 \times 10^1$, sementara model VAR dengan orde 2 memiliki nilai AIC sebesar $3,074703 \times 10^1$. Prinsip AIC adalah semakin rendah nilainya, maka semakin baik. Oleh karena itu, model VAR dengan orde 1 dipilih sebagai model terbaik berdasarkan kriteria AIC. Demikian pula, hasil pada kriteria HQ, SC, dan FPE juga menunjukkan bahwa model VAR dengan orde 1 memiliki nilai terendah untuk semua kriteria tersebut, sehingga model VAR dengan orde 1 dipilih sebagai model terbaik berdasarkan kriteria-kriteria tersebut.

4.1.4 Estimasi Parameter Model VAR dengan Metode OLS

Berdasarkan penentuan orde optimal pada bagian 4.1.3, diperoleh hasil bahwa panjang orde yang paling optimal adalah 1. Oleh karena itu, model VAR yang digunakan adalah VAR(1) dengan persamaan sebagai berikut

$$X_{1,t} = A_{1,0} + A_{1,1}X_{1,t-1} + A_{1,2}X_{2,t-1} + A_{1,3}X_{3,t-1} + U_{1,t},$$

$$X_{2,t} = A_{2,0} + A_{2,1}X_{1,t-1} + A_{2,2}X_{2,t-1} + A_{2,3}X_{3,t-1} + U_{2,t},$$

$$X_{3,t} = A_{3,0} + A_{3,1}X_{1,t-1} + A_{3,2}X_{2,t-1} + A_{3,3}X_{3,t-1} + U_{3,t}.$$

dengan

$X_{1,t}$: data saham TLKM.JK pada waktu t ,

$X_{2,t}$: data saham EXCL.JK pada waktu t ,

$X_{3,t}$: data saham TOWR.JK pada waktu t .

Data pemodelan terdiri dari 138 observasi dengan 3 variabel, sehingga dapat dimisalkan:

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} X_{1,2} & X_{2,2} & X_{3,2} \\ X_{1,3} & X_{2,3} & X_{3,3} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{1,138} & X_{2,138} & X_{3,138} \end{pmatrix}_{137 \times 3} \quad \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & X_{1,1} & X_{2,1} & X_{3,1} \\ 1 & X_{1,2} & X_{2,2} & X_{3,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_{1,137} & X_{2,137} & X_{3,137} \end{pmatrix}_{137 \times 4}$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} A_{1,0} & A_{2,0} & A_{3,0} \\ A_{1,1} & A_{2,1} & A_{3,1} \\ A_{1,2} & A_{2,2} & A_{3,2} \\ A_{1,3} & A_{2,3} & A_{3,3} \end{pmatrix}_{4 \times 3} \quad \mathbf{U} = \begin{pmatrix} U_{1,1} & U_{2,1} & U_{3,1} \\ U_{1,2} & U_{2,2} & U_{3,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ U_{1,137} & U_{2,137} & U_{3,137} \end{pmatrix}_{137 \times 3}$$

yang dapat disederhanakan dalam bentuk persamaan matriks sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{U}$$

dengan \mathbf{Y} adalah matriks yang masing-masing kolomnya berisi variabel harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK pada waktu t dengan $t \in \{2, \dots, 138\}$, \mathbf{X} adalah matriks yang semua entri kolom pertamanya bernilai 1 sedangkan ketiga kolom lainnya masing-masing berisi harga ketiga saham pada orde sebelumnya ($t \in \{1, \dots, 137\}$), dan $\boldsymbol{\beta}$ adalah matriks koefisien yang menyatakan interaksi antara variabel TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK. Matriks \mathbf{U} adalah matriks yang berisi residual atau kesalahan estimasi. Kemudian, parameter $\boldsymbol{\beta}$ diestimasi dengan menggunakan metode OLS sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \text{vec}(\mathbf{Y}) = \begin{pmatrix} X_{1,2} \\ X_{1,3} \\ \vdots \\ X_{1,138} \\ X_{2,2} \\ X_{2,3} \\ \vdots \\ X_{2,138} \\ X_{3,2} \\ X_{3,3} \\ \vdots \\ X_{3,138} \end{pmatrix}_{411 \times 1} \quad \mathbf{u} = \text{vec}(\mathbf{U}) = \begin{pmatrix} U_{1,1} \\ U_{1,2} \\ \vdots \\ U_{1,137} \\ U_{2,1} \\ U_{2,2} \\ \vdots \\ U_{2,137} \\ U_{3,1} \\ U_{3,2} \\ \vdots \\ U_{3,137} \end{pmatrix}_{411 \times 1} \quad \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(OLS)} = \text{vec}(\boldsymbol{\beta}) = \begin{pmatrix} A_{1,0} \\ A_{2,0} \\ A_{3,0} \\ A_{1,1} \\ A_{2,1} \\ A_{3,1} \\ A_{1,2} \\ A_{2,2} \\ A_{3,2} \\ A_{1,3} \\ A_{2,3} \\ A_{3,3} \end{pmatrix}_{12 \times 1}$$

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 & X_{1,1} & X_{2,1} & X_{3,1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & X_{1,2} & X_{2,2} & X_{3,2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_{1,137} & X_{2,137} & X_{3,137} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,1} & X_{2,1} & X_{3,1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,2} & X_{2,2} & X_{3,2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,137} & X_{2,137} & X_{3,137} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,1} & X_{2,1} & X_{3,1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,2} & X_{2,2} & X_{3,2} \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & X_{1,137} & X_{2,137} & X_{3,137} \end{pmatrix}_{137 \times 12}$$

sehingga berdasarkan persamaan (2.12), diperoleh nilai estimasi parameter β :

$$\hat{\beta}_{(\text{OLS})} = (\mathbf{x}^\top \mathbf{x})^{-1} \mathbf{x}^\top \mathbf{y}$$

$$\hat{\beta}_{(\text{OLS})} = \text{vec}(\beta) = \begin{pmatrix} A_{1,0} \\ A_{2,0} \\ A_{3,0} \\ A_{1,1} \\ A_{2,1} \\ A_{3,1} \\ A_{1,2} \\ A_{2,2} \\ A_{3,2} \\ A_{1,3} \\ A_{2,3} \\ A_{3,3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 24,01809 \\ -17,271255 \\ 7,120161 \\ -0,05668 \\ -0,011699 \\ -0,056004 \\ 0,01504 \\ -0,008115 \\ -0,008728 \\ -0,24727 \\ 0,098692 \\ -0,098918 \end{pmatrix}$$

Oleh karena itu, berdasarkan estimasi koefisien dengan metode OLS, dapat ditunjukkan koefisien model VAR(1) pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4: Tabel koefisien model VAR

Koefisien	$X_{1,t}$	$X_{2,t}$	$X_{3,t}$
A_0	24,01809	-17,271255	7,120161
A_1	-0,05668	-0,011699	-0,056004
A_2	0,01504	-0,008115	-0,008728
A_3	-0,24727	0,098692	-0,098918

Substitusikan koefisien pada Tabel 4.4 pada model VAR(1), sehingga diperoleh persamaan sebagai

berikut:

$$X_{1,t} = 24,01809 - 0,05668X_{1,t-1} + 0,01504X_{2,t-1} - 0,24727X_{3,t-1} + U_{1,t}, \quad (4.1)$$

$$X_{2,t} = -17,271255 - 0,011699X_{1,t-1} - 0,008115X_{2,t-1} + 0,098692X_{3,t-1} + U_{2,t}, \quad (4.2)$$

$$X_{3,t} = 7,120161 - 0,056004X_{1,t-1} - 0,008728X_{2,t-1} - 0,098918X_{3,t-1} + U_{3,t}. \quad (4.3)$$

Berdasarkan persamaan (4.1), harga saham TLKM.JK dipengaruhi oleh nilai harga saham tersebut pada periode sebelumnya dengan koefisien sebesar $-0,05668$, harga saham EXCL.JK dengan koefisien sebesar $0,01504$, dan harga saham TOWR.JK dengan koefisien sebesar $-0,24727$. Selanjutnya, dari persamaan (4.2), harga saham EXCL.JK dipengaruhi oleh nilai harga saham pada periode sebelumnya dari sahamnya sendiri dengan koefisien sebesar $-0,008115$, harga saham TLKM.JK dengan koefisien sebesar $-17,271255$, dan harga saham TOWR.JK dengan koefisien sebesar $0,098692$. Terakhir, pada persamaan (4.3), terlihat bahwa harga saham TOWR.JK dipengaruhi oleh nilai harga saham pada periode sebelumnya dari sahamnya sendiri dengan koefisien sebesar $-0,098918$, harga saham TLKM.JK dengan koefisien sebesar $-0,056004$, dan harga saham EXCL.JK dengan koefisien sebesar $-0,008728$. Dengan demikian, hasil estimasi dari model VAR(1) memberikan informasi mengenai pengaruh antara harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK pada periode sebelumnya dengan harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK saat ini. Koefisien yang diestimasi dalam model tersebut juga memberikan gambaran tentang dampak perubahan harga saham satu saham terhadap harga saham yang lain dalam sistem.

4.1.5 Uji Stabilitas

Uji stabilitas pada model VAR digunakan untuk memeriksa apakah model VAR yang dibangun adalah stabil atau tidak. Stabilitas model VAR sangat penting karena model yang tidak stabil dapat menghasilkan prediksi yang tidak dapat diandalkan. Oleh karena itu, pada bagian ini dilakukan uji stabilitas terhadap model VAR(1) yang telah dibentuk. Berdasarkan persamaan (2.13), diperoleh nilai modulus dari nilai eigen matriks koefisien model VAR(1) ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5: Uji stabilitas model VAR

Variabel	Nilai Modulus	Kesimpulan
TLKM.JK	$0,19670438 < 1$	Model VAR stabil.
EXCL.JK	$0,02339987 < 1$	Model VAR stabil.
TOWR.JK	$0,02339987 < 1$	Model VAR stabil.

Model VAR dikatakan stabil apabila seluruh nilai eigen matriks koefisien VAR memiliki nilai modulus kurang dari satu. Sebaliknya, jika setidaknya ada satu nilai eigen yang memiliki nilai modulus lebih besar dari satu, maka model VAR dianggap tidak stabil. Kondisi stabilitas ini penting karena dapat memengaruhi prediksi dan estimasi yang dihasilkan oleh model VAR.

Berdasarkan hasil pada Tabel 4.5, diketahui bahwa seluruh nilai modulus dari model VAR(1) memiliki nilai yang kurang dari satu. Artinya, semua nilai karakteristik matriks koefisien VAR berada dalam batas yang stabil. Hal ini menunjukkan bahwa model VAR(1) yang telah dibentuk adalah stabil dan memenuhi asumsi stabilitas estimasi. Dengan demikian, model VAR(1) telah

teruji dapat menghasilkan perkiraan yang konsisten dan dapat diandalkan dalam menganalisis hubungan antara variabel saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK.

4.1.6 Uji Kausalitas

Uji kausalitas Granger digunakan untuk mengevaluasi apakah terdapat hubungan timbal balik (kausalitas) antara variabel-variabel dalam model. Dalam penelitian ini, uji kausalitas Granger dilakukan dengan tingkat signifikansi sebesar 5%. Hasil dari uji kausalitas Granger menunjukkan bahwa nilai p sebesar 0,021, yang lebih kecil dari tingkat signifikansi 0,05. Dengan nilai p yang kurang dari tingkat signifikansi 0,05, dapat disimpulkan bahwa terdapat bukti yang cukup untuk menyatakan adanya hubungan sebab akibat di antara ketiga variabel saham, yaitu TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK. Artinya, pergerakan harga satu variabel saham dapat memberikan informasi yang berguna untuk memprediksi pergerakan harga saham lainnya dalam sistem.

4.1.7 Uji Kointegrasi

Uji kointegrasi dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh jangka panjang atau hubungan keseimbangan antara variabel TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK. Jika hasil uji kointegrasi menunjukkan adanya kointegrasi antara variabel-variabel tersebut, artinya model VECM dapat dibentuk. Uji kointegrasi dalam penelitian ini menggunakan uji Johansen dengan melihat nilai statistik *trace*. Pada uji Johansen, jika nilai statistik *trace* lebih besar dari nilai kritis pada tingkat signifikansi 5%, maka data dianggap terkointegrasi. Sebaliknya, jika nilai statistik *trace* lebih kecil dari nilai kritis, maka data dianggap tidak terkointegrasi. Berikut merupakan hasil uji kointegrasi dengan menggunakan uji Johansen:

- Pada $r = 0$, nilai statistik *trace* $170,37 > 31,52$ (nilai kritis pada tingkat signifikansi 5%).
- Pada $r \leq 1$, nilai statistik *trace* $92,51 > 17,95$ (nilai kritis pada tingkat signifikansi 5%).
- Pada $r \leq 2$, nilai statistik *trace* $42,56 > 8,18$ (nilai kritis pada tingkat signifikansi 5%).

Berdasarkan hasil uji kointegrasi, diperoleh bahwa seluruh nilai statistik *trace* pada $r = 0$, $r \leq 1$, dan $r \leq 2$ lebih besar dari nilai kritis pada tingkat signifikansi 5%. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat keseimbangan jangka panjang atau hubungan kointegrasi antara pergerakan harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK dengan rank sebesar 2. Dengan demikian, hasil uji kointegrasi mengindikasikan bahwa di antara ketiga variabel saham tersebut terdapat dua kombinasi linear yang mencerminkan kesetimbangan atau kesamaan pergerakan dalam jangka panjang pada sistem. Dalam konteks ini, kointegrasi memiliki makna penting karena menyiratkan bahwa meskipun pada periode jangka pendek terjadi fluktuasi atau ketidakseimbangan antar variabel, dalam jangka panjang, kesetimbangan atau hubungan keseimbangan dapat tercapai kembali. Oleh karena itu, model VECM dapat digunakan untuk menganalisis dinamika jangka pendek dan jangka panjang antar variabel TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK, serta memperhitungkan adanya penyesuaian menuju keseimbangan setelah terjadi gangguan dalam sistem.

4.1.8 Estimasi Model VECM

Berdasarkan hasil dari Uji Johansen yang telah dilakukan, telah terkonfirmasi bahwa terdapat kointegrasi atau hubungan jangka panjang antara data saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK. Dengan adanya kointegrasi ini, pembentukan model VECM dapat dilanjutkan untuk menganalisis hubungan jangka pendek dan jangka panjang antara ketiga variabel saham tersebut. Hasil koefisien estimasi jangka pendek dan jangka panjang model VECM(1) dengan menggunakan metode OLS ditunjukkan pada Tabel 4.6 dan 4.7.

Tabel 4.6: Tabel koefisien jangka pendek VECM

Koefisien	$\Delta X_{1,t}$	$\Delta X_{2,t}$	$\Delta X_{3,t}$
Γ_1	-1,0249	0,2766	-0,0658
Γ_2	0,2355	-0,0633	0,0158
A_0	29,9334	-12,7139	8,7426
A_1	-0,0171	-0,1468	0,0084
A_2	-0,1337	-0,5507	-0,0165
A_3	0,4037	0,2879	0,0731

Tabel 4.7: Tabel koefisien jangka panjang VECM

Koefisien	ECT_1	ECT_2
B_1	1,0000	0,000
B_2	0,0000	1,000
B_3	-382,9776	-1.669,488

Koefisien jangka pendek dan jangka panjang pada Tabel 4.6 dan 4.7 disubstitusi pada persamaan (2.7) dan (2.10) sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\Delta X_{1,t} = 29,933 - 0,017\Delta X_{1,t-1} - 0,133\Delta X_{2,t-1} + 0,403\Delta X_{3,t-1} - 1,024ECT_{1,t-1} + 0,235ECT_{2,t-1} + U_{1,t}, \quad (4.4)$$

$$\Delta X_{2,t} = -12,713 - 0,146\Delta X_{1,t-1} - 0,550\Delta X_{2,t-1} + 0,287\Delta X_{3,t-1} + 0,276ECT_{1,t-1} - 0,063ECT_{2,t-1} + U_{2,t}, \quad (4.5)$$

$$\Delta X_{3,t} = 8,742 + 0,008\Delta X_{1,t-1} - 0,016\Delta X_{2,t-1} + 0,073\Delta X_{3,t-1} - 0,065ECT_{1,t-1} + 0,015ECT_{2,t-1} + U_{3,t}. \quad (4.6)$$

Dengan persamaan kointegrasi (hubungan jangka panjang) sebagai berikut:

$$ECT_{1,t-1} = X_{1,t-1} - 382,9776X_{3,t-1}, \quad (4.7)$$

$$ECT_{2,t-1} = X_{2,t-1} - 1.669,488X_{3,t-1}. \quad (4.8)$$

Berdasarkan persamaan (4.4), harga saham TLKM.JK dalam jangka pendek dipengaruhi oleh sahamnya sendiri sebesar $-0,017$, saham EXCL.JK sebesar $-0,133$, dan saham TOWR.JK sebesar

0,403. Dalam jangka panjang, harga saham TLKM.JK akan dipengaruhi oleh *Error Correction Term* (ECT) yang ditunjukkan oleh ECT_1 sebesar $-1,024$ dan ECT_2 sebesar $0,235$. Demikian pula, berdasarkan persamaan (4.5), harga saham EXCL.JK dalam jangka pendek dipengaruhi oleh sahamnya sendiri sebesar $-0,550$, saham TLKM.JK sebesar $-0,146$, dan saham TOWR.JK sebesar $0,287$. Dalam jangka panjang, harga saham EXCL.JK akan dipengaruhi oleh *Error Correction Term* yang ditunjukkan oleh ECT_1 sebesar $0,276$ dan ECT_2 sebesar $-0,063$. Sementara itu, berdasarkan persamaan (4.6), harga saham TOWR.JK dalam jangka pendek dipengaruhi oleh sahamnya sendiri sebesar $0,073$, saham TLKM.JK sebesar $0,008$, dan saham EXCL.JK sebesar $-0,016$. Dalam jangka panjang, harga saham TOWR.JK akan dipengaruhi oleh *Error Correction Term* yang ditunjukkan oleh ECT_1 sebesar $-0,065$ dan ECT_2 sebesar $0,015$. Melalui model VECM(1) ini, dapat terlihat bagaimana perubahan harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK dipengaruhi oleh pergerakan harga saham lainnya dalam jangka pendek, serta bagaimana sistem tersebut menuju keseimbangan jangka panjang melalui *Error Correction Term* (ECT), seperti yang ditunjukkan pada persamaan (4.7) dan (4.8).

Berdasarkan persamaan (4.7), pada *Error Correction Term* pertama, ketiga harga saham (TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK) akan saling memengaruhi dalam jangka panjang. Harga saham TLKM.JK akan berpengaruh positif sebesar 1 terhadap penyesuaian jangka panjang, sementara saham EXCL.JK tidak memiliki pengaruh jangka panjang (koefisien sebesar 0), dan saham TOWR.JK akan berpengaruh negatif sebesar $-382,9776$ terhadap penyesuaian jangka panjang tersebut. Sementara itu, berdasarkan persamaan (4.8), pada *Error Correction Term* kedua, ketiga harga saham (TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK) juga saling memengaruhi dalam jangka panjang. Harga saham EXCL.JK akan berpengaruh positif sebesar 1 terhadap penyesuaian jangka panjang, sementara saham TLKM.JK tidak memiliki pengaruh jangka panjang (koefisiennya 0), dan saham TOWR.JK akan berpengaruh negatif sebesar $-1.669,488$ terhadap penyesuaian jangka panjang tersebut. Dengan adanya *Error Correction Term* (ECT) dalam model VECM, dapat terlihat bagaimana ketiga harga saham bergerak menuju keseimbangan jangka panjang setelah mengalami gangguan jangka pendek. ECT memperlihatkan seberapa cepat ketiga harga saham tersebut akan kembali ke tingkat keseimbangan setelah mengalami perubahan.

4.2 Analisis Model

Secara individual, koefisien di dalam model VAR dan VECM sulit diinterpretasikan. Oleh karena itu, dilakukan analisis untuk melihat efek dari guncangan (*shock*) pada satu variabel terhadap variabel lainnya dengan analisis *Impulse Response Function* (IRF) dan mengetahui kontribusi yang diberikan masing-masing variabel terhadap pembentukan model prediksi dengan analisis *Forecast Error Variance Decomposition* (FEVD).

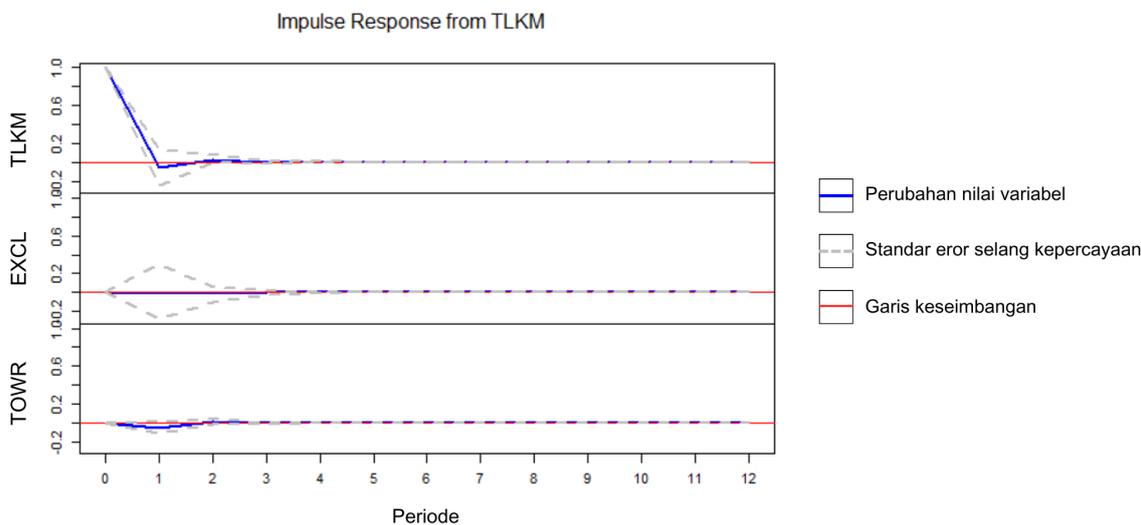
4.2.1 Analisis IRF

Dalam analisis menggunakan model VAR dan VECM, dapat dibentuk grafik IRF untuk menunjukkan dinamika sistem ketika terjadi guncangan (*shock*) pada salah satu variabel. Grafik IRF menampilkan perilaku dinamis dari model VAR dan VECM dengan melihat respons dari setiap variabel terhadap kejutan dari variabel lainnya. Garis biru pada grafik menunjukkan perubahan

nilai variabel akibat guncangan, dan ketika garis kembali ke titik nol, berarti deret waktu telah kembali pada titik keseimbangan.

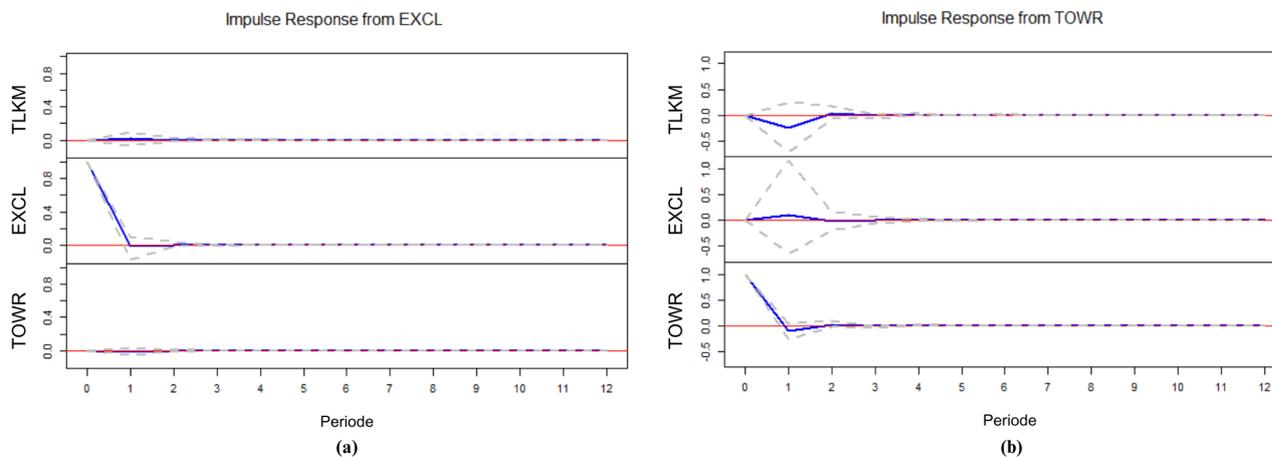
Analisis IRF Model VAR

Grafik IRF model VAR ditunjukkan pada Gambar 4.5 dan 4.6.



Gambar 4.5: Grafik IRF model VAR dengan perubahan terjadi pada saham TLKM.JK

Berdasarkan Gambar 4.5, terlihat bahwa respons saham EXCL.JK terhadap guncangan (*shock*) yang terjadi pada saham TLKM.JK tidak signifikan. Hal ini dapat diamati dari garis berwarna biru pada grafik saham EXCL.JK yang secara stagnan mendekati garis keseimbangan (garis berwarna merah) dari periode pertama. Respons saham TOWER.JK terhadap guncangan juga tidak terlalu signifikan karena hanya ada sedikit penurunan pada periode pertama. Di sisi lain, pada saham TLKM.JK itu sendiri, terjadi lonjakan kenaikan akibat guncangan tersebut, tetapi lonjakan tersebut cepat kembali mencapai titik keseimbangan pada periode kedua setelah guncangan terjadi.



Gambar 4.6: Grafik IRF model VAR dengan perubahan terjadi pada: a) saham EXCL.JK dan b) saham TOWER.JK

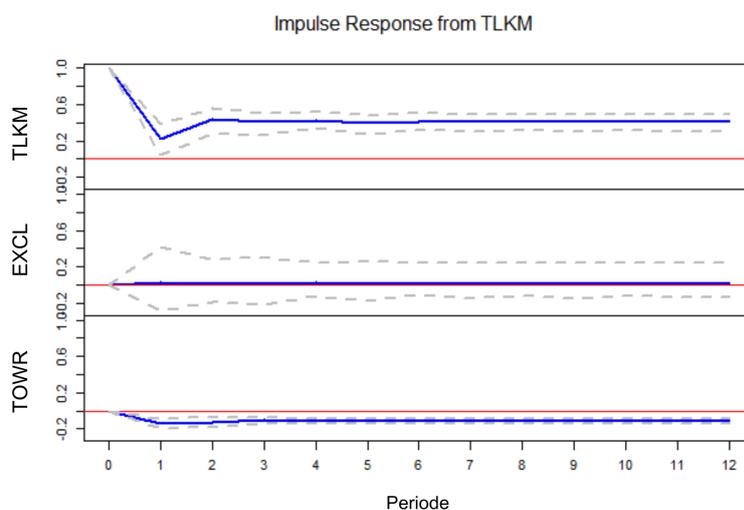
Selanjutnya, apabila terjadi guncangan (*shock*) pada saham EXCL.JK dan TOWER.JK, respons

dari variabel saham lainnya dapat terlihat pada Gambar 4.6. respons dari saham TLKM.JK dan TOWR.JK terhadap guncangan yang terjadi pada EXCL.JK tidak signifikan. Hal ini dapat diamati dari garis berwarna biru pada grafik saham EXCL.JK yang secara stagnan mendekati garis keseimbangan dari periode pertama. Namun, respons dari EXCL.JK itu sendiri, terlihat adanya peningkatan yang cukup besar, tetapi cepat kembali mencapai titik keseimbangan pada periode pertama. Kemudian, respons TLKM.JK terhadap guncangan pada TOWR.JK menunjukkan adanya penurunan pada periode pertama dan kembali ke titik keseimbangan pada periode kedua. EXCL.JK menunjukkan adanya sedikit peningkatan pada periode pertama dan kembali ke titik keseimbangan pada periode kedua. Di sisi lain, TOWR.JK mengalami peningkatan yang cukup besar, tetapi segera kembali ke titik keseimbangan pada periode pertama.

Berdasarkan analisis IRF pada model VAR, diperoleh kesimpulan bahwa pengaruh dari guncangan (*shock*) suatu variabel terhadap variabel lain tidak besar, karena pengaruh dari gangguan pada ketiga data deret waktu cepat kembali ke titik keseimbangan. Oleh karena itu, dapat dianalisis bahwa ketika terdapat guncangan (*shock*) pada ketiga deret waktu, nilai X_t hampir tidak mengalami perubahan sama sekali dan dampak yang cukup signifikan di awal hanya berlaku pada variabel itu sendiri.

Analisis IRF Model VECM

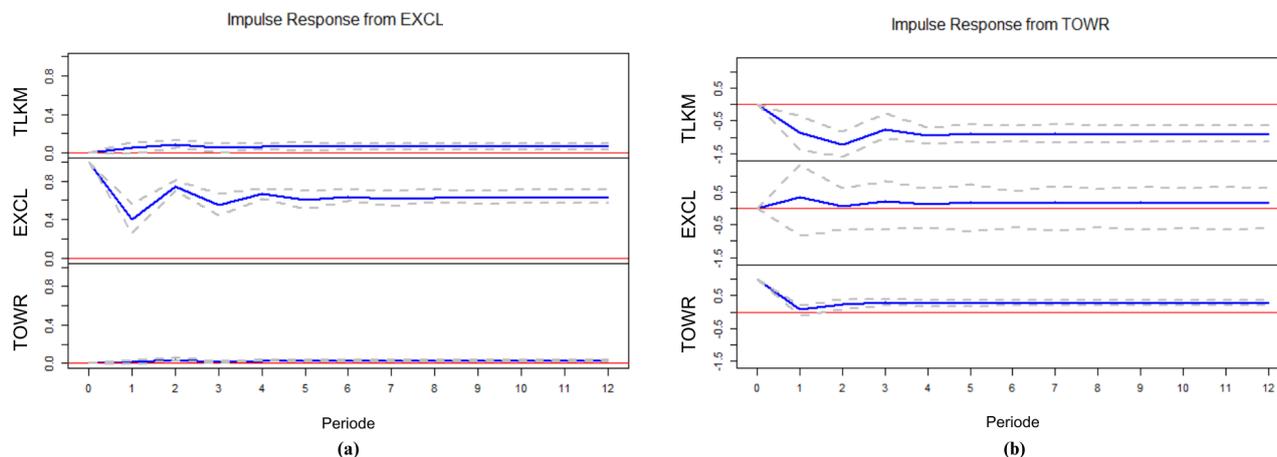
Kemudian, grafik IRF model VECM ditunjukkan pada Gambar 4.7 dan 4.8.



Gambar 4.7: Grafik IRF model VAR dengan perubahan terjadi pada saham TLKM.JK

Berdasarkan Gambar 4.7, respons TLKM.JK terhadap guncangan menunjukkan peningkatan yang diikuti oleh penurunan pada periode pertama, kemudian pada periode pertama ke periode kedua menunjukkan peningkatan. TOWR.JK juga menurun pada periode pertama, kemudian terdapat sedikit peningkatan pada periode kedua. Pada periode ke-2 hingga periode ke-12, TLKM.JK dan TOWR.JK menunjukkan kecenderungan yang stagnan, tetapi tidak kembali pada titik keseimbangan. Hal ini menunjukkan bahwa pengaruh dari gangguan (*shock*) pada variabel TLKM.JK terhadap dirinya sendiri dan TOWR.JK cukup lama dan mengindikasikan hubungan jangka panjang pada kedua variabel saham tersebut. Di sisi lain, terlihat tidak ada respons dari saham EXCL.JK

terhadap guncangan yang terjadi pada saham TLKM.JK.



Gambar 4.8: Grafik IRF model VECM

Selanjutnya berdasarkan Gambar 4.8, respons EXCL.JK terhadap guncangan menunjukkan adanya peningkatan yang diikuti dengan penurunan pada periode pertama, lalu pada periode kedua kembali ada peningkatan. Pada periode dua ke periode tiga menunjukkan penurunan, lalu sedikit peningkatan hingga periode empat. Kemudian, pada periode empat, EXCL.JK menunjukkan kecenderungan yang stagnan, tetapi tidak kembali pada titik keseimbangan hingga periode ke-12. Di sisi lain, respons TLKM.JK dan TOWR.JK terhadap guncangan pada EXCL.JK tidak terlalu signifikan. Hal ini terlihat dari garis berwarna biru pada kedua saham yang cenderung mendekati titik keseimbangan dari periode ke-1 hingga periode ke-12. Respons TLKM.JK terhadap guncangan pada TOWR.JK menunjukkan adanya penurunan hingga periode kedua, lalu ada peningkatan dari periode dua ke periode tiga. Adapun EXCL.JK menunjukkan adanya peningkatan pada periode pertama, sedangkan TOWR.JK mengalami penurunan pada periode pertama. Kemudian, pada periode kedua, EXCL.JK mengalami sedikit penurunan dan TOWR.JK mengalami sedikit peningkatan. Pada periode empat, seluruh variabel menunjukkan kecenderungan yang stagnan, tetapi tidak kembali pada titik keseimbangan. Hal ini menunjukkan bahwa guncangan dari variabel saham TOWR.JK memiliki pengaruh jangka panjang terhadap ketiga variabel saham lainnya.

Berdasarkan analisis IRF pada model VECM, diperoleh kesimpulan bahwa guncangan yang terjadi pada saham TLKM.JK dan TOWR.JK memiliki pengaruh jangka panjang terhadap kedua variabel saham tersebut, sedangkan guncangan pada EXCL.JK hanya berpengaruh pada dirinya sendiri. Oleh karena itu, ketika terdapat guncangan (*shock*) pada saham TLKM.JK dan TOWR.JK, X_t akan mengalami perubahan dan dampak yang cukup signifikan.

4.2.2 Analisis FEVD

Kemudian, dilakukan analisis *Forecast Error Variance Decomposition* (FEVD) pada model VAR dan VECM untuk menganalisis seberapa besar kontribusi dari masing-masing variabel saham dalam pembentukan nilai variabel lainnya untuk periode waktu 12 bulan.

Analisis FEVD Model VAR

Hasil analisis FEVD terhadap model VAR ditunjukkan pada Tabel 4.8, 4.9, dan 4.10.

Tabel 4.8: Tabel analisis kontribusi seluruh variabel terhadap variabel TLKM.JK dalam model VAR

Periode	TLKM.JK	EXCL.JK	TOWR.JK
1	1,0000000	0,0000000000	0,000000000
2	0,9922326	0,0004859502	0,007281434
3	0,9920380	0,0004950295	0,007466931
4	0,9920304	0,0004951554	0,007474398
5	0,9920302	0,0004951609	0,007474687
6	0,9920301	0,0004951611	0,007474698
7	0,9920301	0,0004951611	0,007474698
8	0,9920301	0,0004951611	0,007474698
9	0,9920301	0,0004951611	0,007474698
10	0,9920301	0,0004951611	0,007474698
11	0,9920301	0,0004951611	0,007474698
12	0,9920301	0,0004951611	0,007474698

Berdasarkan Tabel 4.8, pada periode pertama perubahan harga saham TLKM.JK dipengaruhi oleh dirinya sendiri sebesar 100%. Adapun dari periode satu ke periode dua belas terlihat kontribusi dari TLKM.JK mengalami sedikit penurunan dari 100% menjadi 99%, tetapi kontribusi dari variabel EXCL.JK dan TOWR.JK sangatlah kecil karena hanya dibawah dari 1%. Hal ini menunjukkan bahwa peranan EXCL.JK dan TOWR.JK tidak terlalu penting dalam perubahan TLKM.JK pada model VAR.

Tabel 4.9: Tabel analisis kontribusi seluruh variabel terhadap variabel EXCL.JK dalam model VAR

Periode	TLKM.JK	EXCL.JK	TOWR.JK
1	0,07682229	0,9231777	0,000000000
2	0,07681067	0,9228710	0,0003183571
3	0,07681917	0,9228606	0,0003202762
4	0,07681935	0,9228603	0,0003203870
5	0,07681935	0,9228603	0,0003203911
6	0,07681935	0,9228603	0,0003203913
7	0,07681935	0,9228603	0,0003203913
8	0,07681935	0,9228603	0,0003203913
9	0,07681935	0,9228603	0,0003203913
10	0,07681935	0,9228603	0,0003203913
11	0,07681935	0,9228603	0,0003203913
12	0,07681935	0,9228603	0,0003203913

Kemudian, pada Tabel 4.9, terlihat bahwa pada periode pertama hingga periode dua belas,

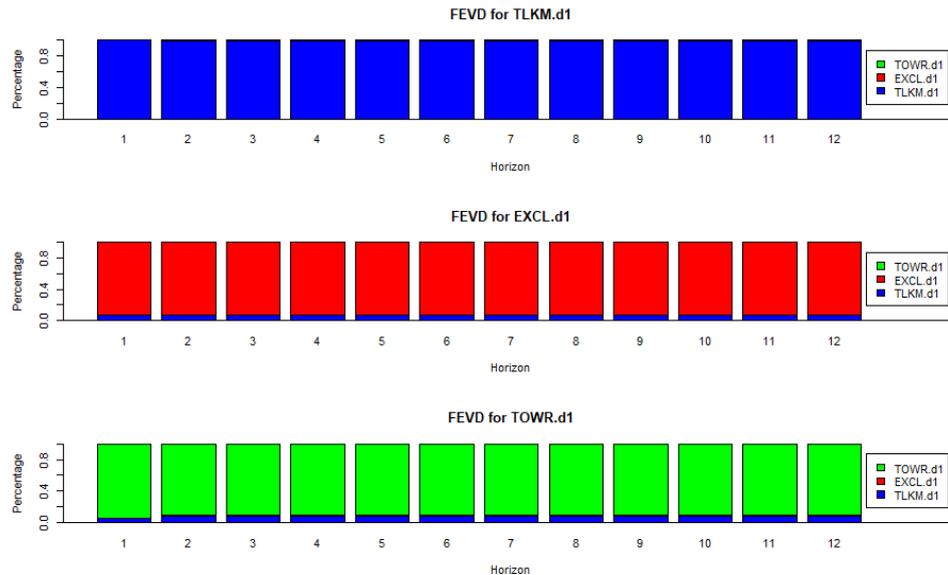
perubahan pada EXCL.JK dipengaruhi oleh TLKM.JK sebesar 8% dan EXCL.JK sebesar 92%, yang artinya kontribusi perubahan pada EXCL.JK dominan dipengaruhi oleh variabel EXCL.JK itu sendiri. Oleh karena itu, peranan TLKM.JK dan TOWR.JK tidak terlalu penting dalam perubahan EXCL.JK pada model VAR.

Tabel 4.10: Tabel analisis kontribusi seluruh variabel terhadap variabel TOWR.JK dalam model VAR

Periode	TLKM.JK	EXCL.JK	TOWR.JK
1	0,05105041	0,003963312	0,9449863
2	0,08387327	0,006289351	0,9098374
3	0,08461704	0,006284490	0,9090985
4	0,08464765	0,006284528	0,9090678
5	0,08464883	0,006284528	0,9090666
6	0,08464887	0,006284528	0,9090666
7	0,08464888	0,006284528	0,9090666
8	0,08464888	0,006284528	0,9090666
9	0,08464888	0,006284528	0,9090666
10	0,08464888	0,006284528	0,9090666
11	0,08464888	0,006284528	0,9090666
12	0,08464888	0,006284528	0,9090666

Selanjutnya, berdasarkan Tabel 4.10, pada periode pertama, perubahan pada variabel TOWR.JK dipengaruhi oleh variabel TOWR.JK itu sendiri sebesar 95% dan TLKM.JK sebesar 5%. Adapun pada periode dua belas, pengaruh dari TOWR.JK mengalami sedikit penurunan menjadi 91%, tetapi kontribusi yang paling dominan tetaplah dari variabel TOWR.JK itu sendiri. Artinya, peranan TLKM.JK dan EXCL.JK tidak terlalu penting dalam perubahan variabel TOWR.JK pada model VAR.

Hasil dari analisis FEVD pada model VAR divisualisasikan dalam bentuk grafik pada Gambar 4.9. Pada grafik tersebut, masing-masing variabel saham ditampilkan dengan menggunakan tiga warna yang berbeda. Variabel saham TLKM.JK dilambangkan oleh warna biru, variabel saham EXCL.JK dilambangkan oleh warna merah, dan variabel saham TOWR.JK dilambangkan oleh warna hijau. Berdasarkan grafik analisis FEVD model VAR pada Gambar 4.9, dapat diamati bahwa variabel saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK cenderung memiliki kontribusi yang dominan terhadap dirinya sendiri. Artinya, perubahan atau fluktuasi pada masing-masing saham lebih banyak dipengaruhi oleh faktor internalnya sendiri daripada faktor eksternal dari saham lainnya dalam sistem. Selain itu, peran variabel lain dalam membentuk model VAR tidak terlalu terlihat pada grafik FEVD ini. Kontribusi dari variabel lain terhadap perubahan pada satu saham cenderung kecil atau kurang signifikan dalam periode dua belas bulan. Meskipun pada grafik ini kontribusi variabel lain tidak terlalu terlihat, hal ini tidak mengesalkan pentingnya mempertimbangkan semua variabel dalam analisis pasar saham secara menyeluruh.



Gambar 4.9: Grafik FEVD model VAR

Analisis FEVD Model VECM

Hasil analisis FEVD terhadap model VECM ditunjukkan pada Tabel 4.11, 4.12, dan 4.13.

Tabel 4.11: Tabel analisis FEVD terhadap variabel TLKM.JK dalam model VECM

Periode	TLKM.JK	EXCL.JK	TOWR.JK
1	1,0000000	0,000000000	0,0000000
2	0,9225135	0,001916417	0,0755701
3	0,8251354	0,007618688	0,1672459
4	0,8109224	0,008152579	0,1809250
5	0,7855250	0,009216798	0,2052582
6	0,7692719	0,009996472	0,2207316
7	0,7559604	0,010554997	0,2334846
8	0,7456419	0,011035154	0,2433229
9	0,7368677	0,011412519	0,2517198
10	0,7296364	0,011742426	0,2586212
11	0,7234502	0,012013175	0,2645366
12	0,7181413	0,012252113	0,2696066

Berdasarkan Tabel 4.11, pada periode pertama, perubahan pada TLKM.JK dipengaruhi oleh variabel TLKM.JK itu sendiri sebesar 100%. Namun, dari periode pertama hingga periode dua belas, kontribusi dari TLKM.JK mengalami penurunan, sehingga pengaruh dari TLKM.JK menjadi sebesar 72%. Di sisi lain, pengaruh dari variabel EXCL.JK dan TOWR.JK mengalami peningkatan dari 0% menjadi 27% untuk variabel TOWR.JK dan 1% untuk variabel EXCL.JK. Artinya, dapat terlihat kontribusi dari variabel TOWR.JK terhadap perubahan pada variabel TLKM.JK,

sedangkan peranan dari variabel EXCL.JK tidak terlalu penting.

Tabel 4.12: Tabel analisis FEVD terhadap variabel EXCL.JK dalam model VECM

Periode	TLKM.JK	EXCL.JK	TOWR.JK
1	0,09090248	0,9090975	0,00000000
2	0,09353920	0,9037723	0,002688507
3	0,09505425	0,9030351	0,001910623
4	0,09530493	0,9023830	0,002312062
5	0,09614013	0,9017549	0,002104928
6	0,09632391	0,9014746	0,002201488
7	0,09668853	0,9011769	0,002134585
8	0,09684320	0,9010017	0,002155111
9	0,09704248	0,9008253	0,002132181
10	0,09716355	0,9007024	0,002134078
11	0,09728855	0,9005870	0,002124473
12	0,09738159	0,9004961	0,002122304

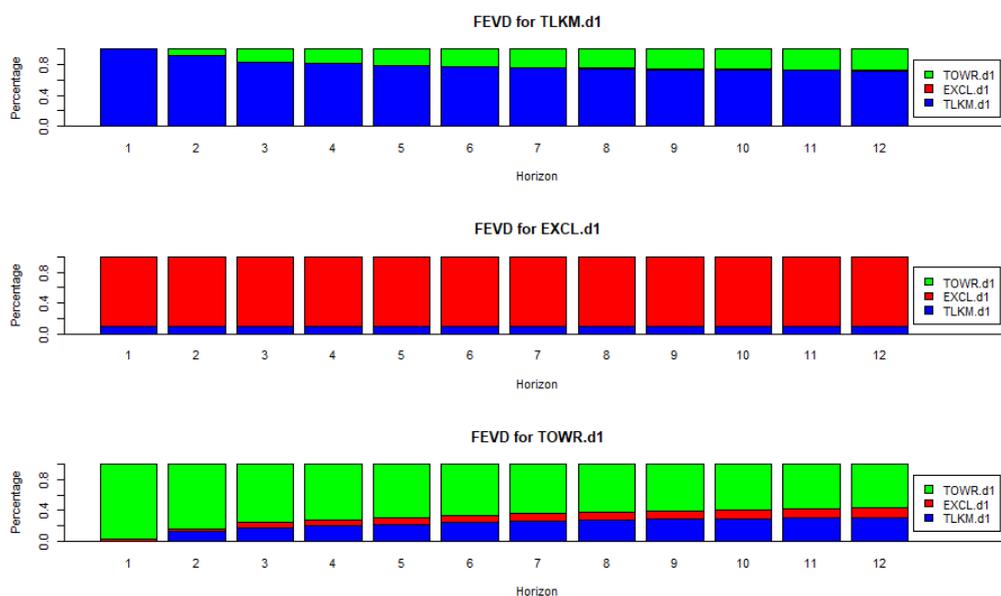
Kemudian, pada Tabel 4.12, terlihat bahwa pada periode pertama, perubahan pada EXCL.JK dipengaruhi oleh TLKM.JK sebesar 9% dan EXCL.JK sebesar 91%. Kemudian, dari periode pertama hingga periode dua belas, kontribusi dari variabel TLKM.JK meningkat menjadi 10%, sedangkan EXCL.JK menurun menjadi 90%. Walaupun begitu, terlihat bahwa kontribusi perubahan pada EXCL.JK tetap dominan dipengaruhi oleh variabel EXCL.JK itu sendiri. Oleh karena itu, peranan TLKM.JK dan TOWR.JK tidak terlalu penting dalam perubahan EXCL.JK pada model VECM.

Tabel 4.13: Tabel analisis FEVD terhadap variabel TOWR.JK dalam model VECM

Periode	TLKM.JK	EXCL.JK	TOWR.JK
1	0,003495168	0,02595560	0,9705492
2	0,126003361	0,03086660	0,8431300
3	0,170421441	0,07032587	0,7592527
4	0,196519938	0,07333237	0,7301477
5	0,219902106	0,08693006	0,6931678
6	0,241513153	0,09243862	0,6660482
7	0,257223449	0,09977098	0,6430056
8	0,271551707	0,10436236	0,6240859
9	0,283317440	0,10916389	0,6075187
10	0,293756131	0,11284094	0,5934029
11	0,302715155	0,11630421	0,5809806
12	0,310696268	0,11921874	0,5700850

Selanjutnya, berdasarkan Tabel 4.13, pada periode pertama, perubahan pada variabel TOWER.JK dipengaruhi oleh variabel TOWER.JK itu sendiri sebesar 97% dan EXCL.JK sebesar 3%. Kemudian, dari periode satu hingga periode dua belas, pengaruh dari TOWER.JK mengalami penurunan menjadi 57%. Di sisi lain, kontribusi dari saham TLKM.JK dalam jangka dua belas bulan mengalami peningkatan dari 0% menjadi 31% dan saham EXCL.JK juga mengalami peningkatan menjadi 12%. Hal ini menunjukkan bahwa variabel TLKM.JK dalam jangka panjang memberikan kontribusi yang cukup besar dan variabel EXCL.JK juga cukup berpengaruh terhadap perubahan pada variabel TOWER.JK.

Hasil dari analisis FEVD pada model VECM kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10: Grafik FEVD model VECM

Berdasarkan grafik analisis FEVD model VECM pada Gambar 4.10, dapat diamati pola yang menarik dalam kontribusi antar variabel pada sistem. Awalnya, perubahan saham TLKM.JK tampaknya lebih dipengaruhi oleh dirinya sendiri, karena kontribusi dari variabel TLKM.JK pada periode pertama lebih dominan. Namun, seiring berjalannya waktu, terlihat peningkatan jumlah kontribusi dari variabel TOWER.JK yang memengaruhi TLKM.JK pada periode kedua hingga periode dua belas. Hal ini mengindikasikan bahwa dalam jangka panjang, variabel TLKM.JK tidak hanya dipengaruhi oleh faktor internalnya sendiri, tetapi juga dipengaruhi oleh variabel TOWER.JK. Sementara itu, variabel TOWER.JK pada awalnya juga cenderung dipengaruhi oleh dirinya sendiri, karena kontribusi dari variabel TOWER.JK pada periode pertama cukup dominan. Namun, pada periode kedua hingga periode dua belas, terlihat peningkatan jumlah kontribusi dari variabel TLKM.JK dan EXCL.JK yang memengaruhi TOWER.JK. Hal ini menunjukkan bahwa dalam jangka panjang, perubahan pada variabel TOWER.JK dapat dipengaruhi oleh variabel TLKM.JK dan EXCL.JK. Di sisi lain, variabel EXCL.JK pada model VECM dominan dipengaruhi oleh dirinya sendiri sepanjang periode dua belas bulan. Hal ini menunjukkan bahwa perubahan pada saham EXCL.JK lebih dipengaruhi oleh faktor internalnya sendiri dan tidak begitu dipengaruhi

oleh variabel lain dalam sistem. Namun, berdasarkan analisis FEVD secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa kontribusi antar variabel dalam model VECM lebih terlihat daripada model VAR yang cenderung dipengaruhi oleh variabelnya sendiri.

4.3 Perbandingan Kinerja Model

Proses perbandingan kinerja model bertujuan untuk mengetahui model terbaik untuk memprediksi harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK. Dalam proses ini, digunakan metrik evaluasi MAPE untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi dari model VAR dan VECM. MAPE menghitung selisih persentase antara nilai prediksi dan nilai observasi aktual, kemudian menghitung rata-rata dari seluruh selisih persentase tersebut. Oleh karena itu, perlu dicari nilai prediksi dari variabel TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK dengan model VAR dan VECM.

4.3.1 Perbandingan Nilai Prediksi dengan Nilai Aktual

Nilai prediksi X_t dapat diperoleh dengan mensubstitusi nilai X_{t-1} yang merupakan data pada periode sebelumnya ke dalam persamaan model VAR (4.1), (4.2), dan (4.3), serta persamaan model VECM (4.4), (4.5), dan (4.6). Melalui cara ini, dapat diperoleh estimasi nilai variabel pada periode waktu berikutnya (t) berdasarkan nilai pada periode sebelumnya ($t - 1$). Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan nilai aktual untuk mengevaluasi performa dan akurasi dari masing-masing model. Hasil prediksi harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK dengan model VAR dan VECM dibandingkan dengan nilai aktualnya ditunjukkan pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14: Hasil prediksi model VAR dan VECM dibandingkan dengan nilai aktual

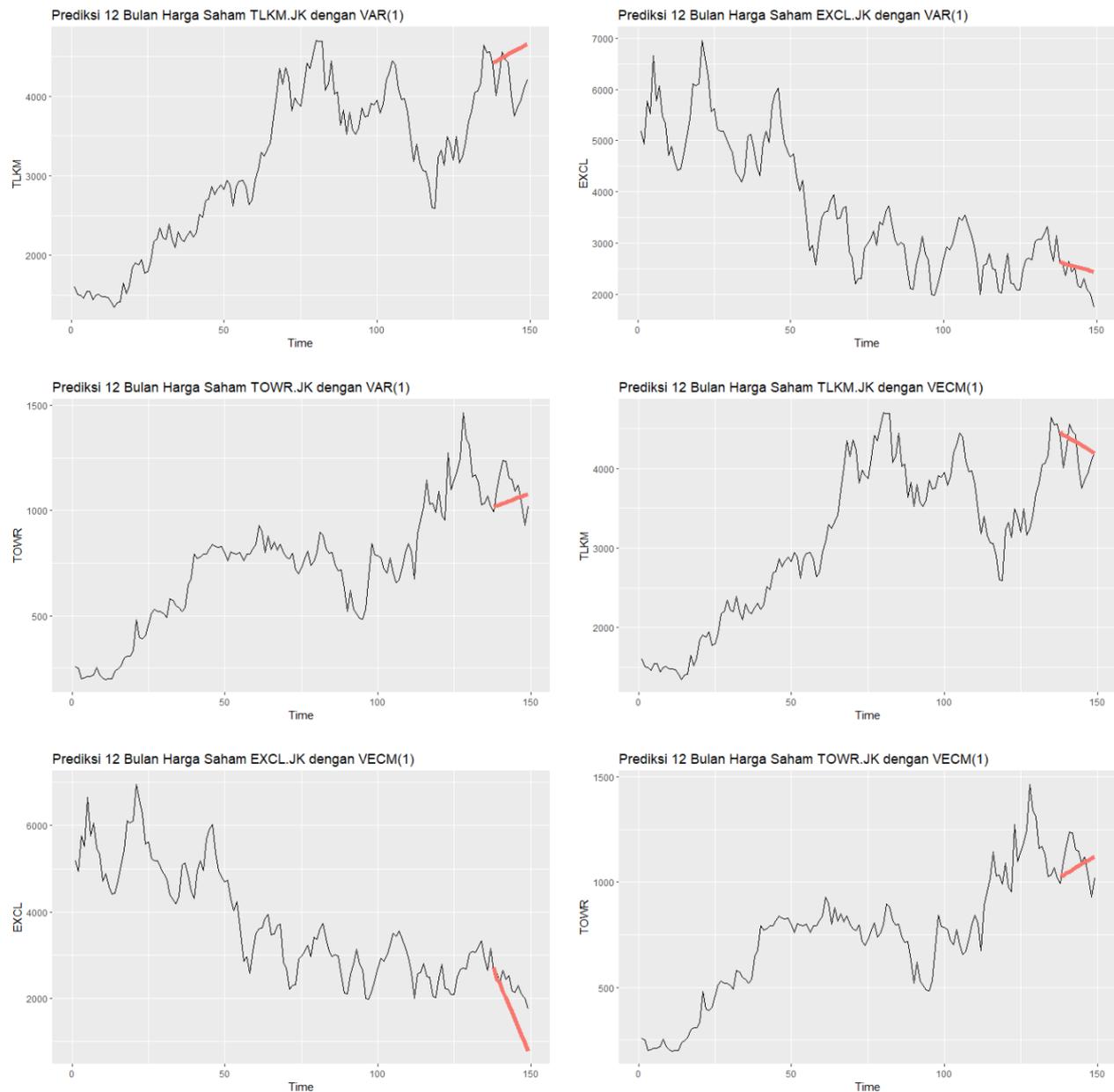
Periode	Nilai	TLKM.JK	EXCL.JK	TOWR.JK
1	Aktual	4.390	2.640	995
	VAR(1)	4.422,168	2.626,389	1.018,565
	VECM(1)	4.459,917	2.707,0558	1.032,265
2	Aktual	4.010	2.600	1.100
	VAR(1)	4.438,331	2.611,178	1.021,672
	VECM(1)	4.413,753	2.437,5906	1.030,252
3	Aktual	4.230	2.370	1.175
	VAR(1)	4.460,436	2.594,147	1.027,712
	VECM(1)	4.402,137	2.355,8343	1.043,684
4	Aktual	4.560	2.640	1.240
	VAR(1)	4.481,451	2.577,352	1.033,145
	VECM(1)	4.378,389	2.159,14950	1.049,661
5	Aktual	4.460	2.440	1.235
	VAR(1)	4.502,682	2.560,507	1.038,698
	VECM(1)	4.359,805	2.021,8972	1.060,646
6	Aktual	4.420	2.520	1.155
	VAR(1)	4.523,871	2.543,672	1.044,227
	VECM(1)	4.337,054	1.844,2165	1.068,172

Periode	Nilai	TLKM.JK	EXCL.JK	TOWR.JK
7	Aktual	4.020	2.170	1.150
	VAR(1)	4.545,067	2.526,835	1.049,760
	VECM(1)	4.314,976	1.683,0566	1.077,708
8	Aktual	3.750	2.130	1.090
	VAR(1)	4.566,262	2.509,999	1.055,293
	VECM(1)	4.291,594	1.505,9969	1.086,034
9	Aktual	3.850	2.300	1.120
	VAR(1)	4.587,458	2.493,162	1.060,826
	VECM(1)	4.267,542	1.331,4763	1.094,983
10	Aktual	3.930	2.100	1.045
	VAR(1)	4.608,653	2.476,326	1.066,359
	VECM(1)	4.242,661	1.149,0217	1.103,500
11	Aktual	4.100	1.990	930
	VAR(1)	4.629,849	2.459,489	1.071,891
	VECM(1)	4.216,965	964,5723	1.112,200
12	Aktual	4.210	1.750	1.020
	VAR(1)	4.651,044	2.442,653	1.077,424
	VECM(1)	4.190,484	774,7647	1.120,726

Berdasarkan hasil nilai prediksi yang ditunjukkan pada Tabel 4.14, dapat diamati bahwa terdapat perbedaan dalam performa model VAR dan model VECM terhadap masing-masing saham. Hasil menunjukkan bahwa model VECM memberikan nilai prediksi dengan selisih nilai yang lebih kecil untuk saham TLKM.JK dan TOWR.JK. Hal ini mengindikasikan bahwa model VECM memiliki performa yang lebih baik dalam memprediksi kedua saham tersebut. Namun, untuk saham EXCL.JK, terlihat bahwa model VAR memberikan nilai prediksi dengan selisih nilai yang lebih kecil. Oleh karena itu, untuk memprediksi harga saham EXCL.JK lebih baik menggunakan model VAR.

Grafik pada Gambar 4.11 merupakan representasi visual dari hasil prediksi harga saham menggunakan model VAR dan VECM. Dalam grafik tersebut, garis tren berwarna hitam menggambarkan nilai aktual dari harga saham, sementara garis berwarna merah menunjukkan nilai prediksi dari kedua model. Dengan melihat grafik, akan lebih mudah untuk membandingkan perbedaan antara nilai prediksi dari model VAR dan VECM.

Berdasarkan grafik prediksi model VAR pada Gambar 4.11, terlihat bahwa dengan mempertimbangkan hubungan jangka pendek antar variabel, saham TLKM.JK dan TOWR.JK akan mengalami peningkatan, sedangkan saham EXCL.JK mengalami penurunan selama periode dua belas bulan kedepan. Sementara itu, pada grafik prediksi model VECM, terlihat bahwa dengan mempertimbangkan hubungan jangka panjang antar variabel, saham TLKM.JK dan EXCL.JK akan mengalami penurunan, sedangkan saham TOWR.JK akan mengalami peningkatan selama periode dua belas bulan kedepan.



Gambar 4.11: Grafik prediksi harga saham dengan model VAR dan VECM

4.3.2 Evaluasi Model dengan MAPE

Untuk membandingkan kualitas prediksi dari kedua model secara lebih komprehensif, digunakan metrik evaluasi MAPE agar diperoleh gambaran yang lebih akurat mengenai seberapa besar kesalahan prediksi model dalam memperkirakan nilai sebenarnya.

Perbandingan kinerja antara model VAR dan model VECM, lebih akurat dan obyektif jika menggunakan metrik evaluasi MAPE. MAPE mengukur tingkat kesalahan prediksi dalam bentuk persentase rata-rata dari selisih antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Tabel 4.15 menunjukkan hasil persentase MAPE pada model VAR dan VECM untuk memberikan informasi mengenai tingkat akurasi prediksi dari kedua model dalam memproyeksikan pergerakan harga saham TLKM.JK, EXCL.JK, dan TOWR.JK.

Tabel 4.15: Tabel perbandingan nilai MAPE model VAR dan VECM

Variabel	Model VAR	Model VECM
TLKM.JK	9,71187%	5,644511%
EXCL.JK	11,86916%	26,49477%
TOWR.JK	8,692221%	8,516279%

Berdasarkan hasil MAPE pada Tabel 4.15, dapat disimpulkan bahwa model VECM memberikan performa yang lebih baik dalam memprediksi harga saham TLKM.JK dan TOWR.JK dibandingkan dengan model VAR. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAPE yang lebih kecil pada model VECM untuk kedua saham tersebut. Penggunaan hubungan jangka panjang dalam model VECM memungkinkan untuk menangkap informasi lebih banyak dari pergerakan harga saham sebelumnya, sehingga prediksi menjadi lebih akurat. Namun, pada harga saham EXCL.JK, hasilnya menunjukkan bahwa model VAR memiliki nilai MAPE yang lebih rendah daripada model VECM. Penyebabnya dapat dijelaskan melalui uji FEVD pada bagian (4.2.2), yang menunjukkan bahwa tidak ada pengaruh dari variabel harga saham lain terhadap saham EXCL.JK. Oleh karena itu, model VAR lebih sesuai untuk digunakan dalam memprediksi pergerakan harga saham EXCL.JK. Kesimpulannya, pemilihan model tergantung pada saham yang dianalisis dan informasi yang ingin diperoleh. Model VECM cocok digunakan untuk saham TLKM.JK dan TOWR.JK karena mampu menangkap hubungan jangka panjang antar variabel. Sementara itu, model VAR lebih sesuai untuk saham EXCL.JK karena dapat memberikan hasil prediksi yang lebih akurat tanpa melibatkan hubungan jangka panjang dengan variabel harga saham lain.