BAB III
LANDASAN TEORI

3.1 Pengertian Indeks Harga Saham Gabungan

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) atau biasa juga disebut dengan *Composite Share Price Index* yaitu salah satu Indeks Pasar Saham yang ditetapkan untuk mengukur kinerja gabungan seluruh saham yang tercatat di Bursa Efek Indonesia. Indeks Harga Saham Gabungan yang digunakan pada penelitian ini untuk mewakili bursa saham Indonesia karena indeks ini mencerminkan pasar modal Indonesia secara keseluruhan dan merepresentasikan pergerakan bursa saham Indonesia. Pergerakan harga saham tersebut disajikan setiap hari, berdasarkan closing price atau harga penutupannya di bursa pada hari tersebut.

Indeks Harga Saham Gabungan meliputi pergerakan harga saham biasa dan saham preferen serta menggunakan seluruh perusahaan tercatat sebagai komponen perhitungan indeks. Bursa Efek Indonesia memiliki wewenang untuk mengeluarkan dan atau tidak memasukan satu atau beberapa perusahaan tercatat ke dalam perhitungan Indeks Harga Saham Gabungan, agar Indeks Harga Saham Gabungan menunjukkan keadaan yang wajar saat dipublikasikan kepada publik pada periode tertentu. Mencerminkan suatu nilai yang berfungsi sebagai pengukuran kinerja suatu saham gabungan di bursa efek (Sunariyah, 2003:142).

3.2 Pengertian Inflasi

Menurut Putong (2013:276) inflasi didefinisikan sebagai naiknya harga komoditi yang disebabkan oleh tidak sinkronnya antara program sistem pengadaan komoditi dengan tingkat pendapatan yang dimiliki oleh masyarakat di suatu negara tertentu. Inflasi tidak akan menjadi permasalahan ekonomi apabila diiringi oleh tersedianya komoditi yang diperlukan secara cukup dan diikuti dengan naiknya tingkat pendapatan yang lebih besar dari tingkat inflasi tersebut. Apabila biaya produksi untuk menghasilkan komoditi semakin tinggi, maka menyebabkan harga jual relatif tinggi. Sementara disisi lain tingkat pendapatan masyarakat relatif tetap tidak ada perubahan, maka inflasi akan menjadi masalah ekonomi bila berlangsung dalam waktu yang relative lama dengan porsi berbanding terbalik antara tingkat inflasi terhadap tingkat pendapatan.

3.3 Pengertian Nilai Tukar (Kurs)

Nilai tukar mata uang atau yang sering disebut dengan kurs adalah harga satu unit mata uang asing dalam mata uang domestik atau dapat juga dikatakan harga mata uang domestik terhadap mata uang asing (Bank Indonesia, 2004:4). “Kurs valuta asing dapat juga didefinisikan sebagai jumlah uang domestik yang dibutuhkan, yaitu banyaknya rupiah yang dibutuhkan untuk memperoleh satu unit mata uang asing” (Sukirno, 2010:397). Nilai tukar ditentukan oleh banyaknya permintaan dan penawaran di pasar atas mata uang tersebut. Para ahli menyebutkan ada dua nilai tukar, yaitu nilai tukar nominal (*nominal exchange rate*) dan nilai tukar riil (*real exchange rate*).

Menurut Sukirno (2010:400) nilai tukar riil *(real exchange rate*) merupakan harga relatif dari barang-barang antar suatu negara dengan negara lain. Sederhananya dapat dianalogikan sebagai berikut, harga mobil di Indonesia adalah 300.000.000 rupiah dan harga mobil di Amerika sebesar $20.000. Untuk membandingkan harga dari kedua mobil tersebut kita mengubahnya dengan menggunakan nilai tukar nominal terlebih dulu, jika 1 dolar Amerika adalah 13.500 maka harga mobil di Amerika adalah 30.000.000 rupiah lebih murah dibanding di Indonesia. Untuk menghitung nilai tukar riil dapat menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Nilai\ tukar\ rill = \frac{Nilai\ x\ Harga\ barang\ domestik}{Harga\ barang\ luar\ negri} \tag{3.1}$$

Sumber: Sukirno (2010:400)

3.4 VAR (*Vector Autoregression*)

Alat analisis yang biasa digunakan untuk menjawab permasalahan penelitian secara kuantitatif adalah Vektor Autoregressive (VAR). Model VAR digunakan untuk menjelaskan peubah simultan yang memiliki pengaruh satu sama lain. Model VAR digunakan jika data stasioner pada level. jika data tidak stasioner pada level melainkan stasioner pada nilai *first difference* kita akan menggunakan *Vektor Autoregressive in Difference* (VARD) jika seluruh peubah tidak memiliki kointegrasi. Saat peubah memiliki kointegrasi dan stasioner pada nilai *first difference* maka digunakan *Vektor Error Correction Model* (VECM).

Menurut Gujarati (2003), Analisis VAR memiliki beberapa keunggulan antara lain:

1. Tidak perlu membedakan antara peubah bebas dan peubah terikat,
2. Menggunakan metode Ordinary Least Square dalam mengestimasi tiap persamaan,
3. Peramalan dengan menggunakan metode VAR dalam beberapa kasus lebih baik dibandingkan persamaan simultan yang kompleks.

Selain itu, VAR juga merupakan alat analisis yang sangat berguna, baik dalam memahami adanya hubungan timbal balik antara peubah-peubah ekonomi, maupun dalam pembentukan model ekonomi berstruktur.

VAR diperkenalkan pertama kali sebagai pendekatan alternatif pada permodelan multi-persamaan oleh Sims pada tahun 1980. Oleh Sims, VAR diformulasikan bahwa semua peubah diasumsikan sebagai peubah endogen.

Misalkan ada sistem bivariat sederhana sebagai berikut:

$$y_t = b_{10} - b_{11} z_t + \gamma_{11} y_{t-1} + \gamma_{12} z_{t-1} + \varepsilon_{yt} \quad (3.2)$$

$$z_t = b_{20} - b_{21} y_t + \gamma_{21} y_{t-1} + \gamma_{22} z_{t-1} + \varepsilon_{zt} \quad (3.3)$$

Asumsi untuk kedua persamaan tersebut adalah :

(1) y_t dan z_t harus stasioner,

(2) ε_{yt} dan ε_{zt} merupakan *white noise* dengan simpangan baku masing- masing adalah s_x dan s_z,

(3) ε_{yt} dan ε_{zt} tidak berkorelasi

Persamaan (3.2) dan (3.3) merupakan model VAR ordo pertama dengan syarat bahwa panjang lagnya sama. Model VAR ordo pertama ini sangat berguna bagi ilustrasi sistem peubah ganda ordo yang lebih tinggi. Struktur sistem persamaan tersebut merupakan gabungan umpan balik, karena yt dan zt saling memberikan efek satu sama lain.

Persamaan (3.2) dan (3.3) merupakan bentuk yang belum direduksi karena ytmemiliki pengaruh yang sama terhadap zt dan sebaliknya zt juga berpengaruh terhadap yt. Kedua persamaan tersebut dapat ditransformasi menjadi bentuk yang lebih berguna. Dengan menggunakan aljabar matriks, persamaan tersebut dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} \\ y_{21} & y_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{yt} \end{bmatrix} \qquad (3.4)$$

Atau

$$B_{xt} = \Gamma_0 + \Gamma_1 x_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.5)$$

Dimana

$$B = \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} \quad x_t = \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} \qquad \Gamma_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix}$$

$$\Gamma_1 = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} \\ y_{21} & y_{22} \end{bmatrix} \qquad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{yt} \end{bmatrix}$$

Karena b adalah matriks berpangkat penuh maka jika dikalikan dengan B^{-1} akan didapat model VAR standar berbentuk :

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + e_t \qquad (3.6)$$

dimana

$$A_0 = B^{-1}\Gamma_0, \quad A_1 = B^{-1}\Gamma_1, \quad \text{dan} \quad e_t = B^{-1}\varepsilon_t$$

Untuk kepentingan notasi, unsur ke-i dari vektor A_0 dapat didefinisikan sebagai a_{i0}. Unsur baris ke-i kolom ke-j dan matriks A_1 dapat didefinisikan sebagai

a_{ij}, dan unsur ke- i dari vektor r_t didefinisikan sebagai e_{it}. Menggunakan notasi-notasi baru ini, maka persamaan (2.5) dapat ditulis kembali dalam bentuk :

$$y_t = a_{10} + a_{11} y_{t-1} + a_{12} z_{t-1} + e_{1t} \tag{3.7}$$

$$z_t = a_{20} + a_{21} y_{t-1} + a_{22} z_{t-1} + e_{2t} \tag{3.8}$$

Persamaan (3.2) dan (3.3) dinamakan VAR struktural atau sistem primitif, sedangkan persamaan (3.7) dan (3.8) dinamakan bentuk VAR standar. Sehingga, secara umum model VAR ordo p dapat diformulasikan sebagai berikut:

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + A_2 x_{t-2} + A_3 x_{t-3} + \cdots + A_p x_{t-p} + e_t \tag{3.9}$$

dimana

x_t = vektor berukuran n x l yang berisi n peubah yang masuk ke dalam model VAR

A_0 = vektor intersep berukuran n x l

A_1 = Matriks koefisien berukuran n x n

e_t = vektor sisaan berukuran n x l

3.5 Stasioneritas

Salah satu asumsi untuk melakukan permodelan *Vektor Autoregressive* (VAR) adalah data bersifat stasioner. Hal tersebut merupakan dasar dari data deret waktu. Data deret waktu sebaiknya mengikuti kaidah dimana peubah stabil seiring waktu. Dalam sebuah proses stokastik jika distribusi persamaan masa kini (Zt) sama dengan distribusi masa lampau ($Zt-k$) dengan lag yang sama menunjukkan tingkat stasioner kuat (Wibawa, 2012).

Uji stasioner yang sangat popular selama beberapa tahun terakhir adalah uji akar unit. Saat terdapat akar unit pada sebuah peubah maka dapat dikatakan bahwa peubah tersebut tidak stasioner. “Sebuah unit root adalah sebuah atribut dari model statistik dari deret waktu yang memiliki parameter autoregressive 1. Jika dalam uji kestasioneran data terdapat unit root berarti data tersebut tidak stasioner”

(Khairunnisa, 2009). Dalam mendeteksi akar unit dalam sebuah peubah dapat digunakan Uji Augmentsed Dickey Fuller (ADF).

Misalkan data deret waktu peubah tunggal Z_t adalah:

$$Z_t = a_0 + a_1 Z_{t-1} + a_2 Z_{t-2} + \dots + a_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \tag{3.10}$$

Dengan model pembedaan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\Delta Z_t = a_0 + \gamma Z_{t-1} + a_2 Z_{t-2} + \dots + a_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \tag{3.11}$$

dengan hipotesis yang akan di uji adalah

H0 : $\gamma = 0$

H1 : $\gamma < 0$

Nilai γ diduga melalui metode kuadrat terkecil dan pengujian dilakukan dengan menggunakan uji t. Statistik uji dapat dituliskan sebagai berikut:

$$t_{hit} = \frac{\hat{\gamma}}{\sigma \hat{\gamma}} \tag{3.12}$$

Dengan $\hat{\gamma}$ merupakan nilai dugaan γ dan σ_{γ} merupakan simpangan baku dari $\hat{\gamma}$. $H0$ ditolak jika t_{hit}< nilai kritis dalam table Dickey Fuller, maka dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat akar unit dalam peubah sehingga data bersifat stasioner.

3.6 Penentuan Lag Optimal

Dalam model Vektor Autoregressive, panjang lag menunjukkan derajat bebas. Jika panjang lag dilambangkan dengan p, maka setiap n persamaan berisi $n.$ p koefisien ditambah dengan intersep. Dalam memilih panjang lag peubah-peubah yang masuk ke dalam model VAR, kita menginginkan panjang lag yang cukup sehingga dapat menangkap dinamika sistem yang akan dimodelkan. Di sisi lain, lag yang lebih panjang akan mengakibatkan lebih banyak jumlah parameter yang harus diduga dan derajat bebas yang lebih sedikit. Pada umumnya, kita harus mempunyai jumlah lag dan parameter yang cukup. Hal ini merupakan kelemahan dari model VAR (Khairunnisa, 2009; Wibawa, 2012).

"Penentuan lag dapat digunakan dengan beberapa pendekatan antara lain Likelihood Ratio (LR), Final Prediction Error (FPE), Akaike Information Criterion (AIC) dan Schwarz Information Criterion (SIC)" (Wibawa, 2012). Pada penelitian kali ini pendekatan yang akan digunakan untuk menentukan panjang lag adalah dengan menggunakan pendekatan Akaike Information Criterion (AIC) dan Schwarz Criterion (SIC). Pendekatan AIC dan SIC sering digunakan dalam menentukan lag optimum serta dalam penentuan lag optimumnya model yang memberikan error terkecil merupakan model terbaik. Seperti yang dikemukakan (Wibawa, 2012) "Model yang baik adalah model yang mampu memberikan tingkat residual atau error yang paling kecil".

Perhitungan dari AIC dan SC adalah sebagai berikut .

$$AIC(k) = T \ln\left(\frac{SSR(k)}{T}\right) + 2n \qquad (3.13)$$

$$SIC(k) = T \ln\left(\frac{SSR(k)}{T}\right) + n \ln(T) \qquad (3.14)$$

dengan

T = Jumlah observasi yang digunakan

k = Panjang lag

SSR = Residual Sum of Square (Jumlah kuadrat residual)

n = jumlah parameter yang diestimasi

3.7 Uji Kausalitas Granger

Uji kausalitas pada permodelan VAR maupun VECM bertujuan untuk melihat pengaruh antara peubah baik jangka panjang maupun jangka pendek. Dalam melihat kausalitas jangka panjang dapat dilihat melalui nilai statistik uji t pada metode *Ordinary Least Square* (OLS). Dalam melihat kausalitas jangka pendek dapat menggunakan uji kausalitas granger (Sinay, 2014).

Adanya hubungan antara peubah tidak membuktikan adanya kausalitas atau pengaruh. sehingga untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh satu arah maupun dua arah perlu dilakukan uji kausalitas. Jika sebuah kejadian x terjadi sebelum y, maka terdapat kemungkinan bahwa x mempengaruhi y namun tidak mungkin sebaliknya, inilah ide dalam penerapannya Uji kausalitas Granger (Gujarati, 2003).

Jika peubah X menyebabkan peubah Y yang berarti nilai Y pada periode sekarang dapat dijelaskan oleh nilai Y pada periode sebelumnya dan nilai X pada periode sebelumnya. Kausalitas Granger hanya menguji hubungan antar peubah dan tidak melakukan estimasi terhadap model.

Model kausalitas Granger untuk 2 peubah :

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_n Y_{t-1} + ... + \alpha_n Y_{t-n} + \beta_1 X_{t-1} + ... + \beta_n X_{t-n} + \varepsilon_1 \quad (3.15)$$

$$X_t = \alpha_0 + \alpha_n X_{t-1} + ... + \alpha_n X_{t-n} + \beta_1 Y_{t-1} + ... + \beta_n Y_{t-n} + \varepsilon_1 \quad (3.16)$$

Dengan uji hipotesis

$$F = \frac{N-K}{q} \frac{SSE_{Terbatas} - SSE_{Penuh}}{SSE_{Penuh}} \quad (3.17)$$

Dimana

N = banyak pengamatan

k = banyak parameter model penuh

q = banyak parameter model terbatas

dengan hipotesis

$H0$ = X bukan penyebab Granger Y

$H1$ = X merupakan penyebab Granger Y

$H0$ ditolak jika $F > F_{table}$ atau p-value < $\alpha_{0.05}$. Jika $H0$ ditolak maka X merupakan penyebab granger dengan kata lain Y menyebabkan X (Hadiyatullah, 2011).

3.8 Uji Kointegrasi

Dapat dikatakan terdapat suatu hubungan jangka panjang yang unik antara peubah deret waktu saat data dari semua peubah terintegrasi pada tingkat 1 atau sering disingkat dengan I(1) dimana data stasioner setelah first differencing, dan terdapat beberapa kombinasi linear pada level I(0). Saat terdapat situasi seperti ini dapat diyakini bahwa semua korelasi waktu antara peubah tidak palsu. Saat kedua kondisi tersebut terpenuhi, dapat dikatakan bahwa deret waktu antara peubah terkointegrasi.

Rank kointegrasi (r) dari vektor y_t adalah banyaknya vektor kointegrasi yang saling bebas. Nilai r dapat diketahui melalui uji Johansen. Hipotesis yang diuji adalah

$H0$= Rank ≤ r

$H1$= Rank > r

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$\lambda_{trace}(r) = -T \sum_{i=r+1}^{n} \log(1 - \hat{\lambda}_i) \tag{3.18}$$

dan uji alternatif nilai Eigen maksimum sebagai berikut:

$$\lambda_{max}(r) = -T \log(1 - \hat{\lambda}_{r_0+1}) \tag{3.19}$$

Dengan

$\hat{\lambda}_i$ = Matriks eigen $\prod(\lambda 1 , \lambda 2, \lambda 3, \dots , \lambda n)$

T = Jumlah observasi yang teramati

Jika $\lambda_{trace} < \lambda_{tabel}$, ($\lambda_{tabel}$ didapatkan berdasarkan distribusi Empirik dari statistik λ_{max} dan λ_{trace}) maka diterima $H0$ yang berarti kointegrasi terjadi pada rank r. model VECM disusun apabila rank kointegrasi (r) lebih besar dari nol (Verbeek, 2008).

3.9 Analisis *Impulse Responses Function*

Analisis *Impulse Responses Function* (IRF) bertujuan untuk menggambarkan bagaimana guncangan yang diterima peubah baik dari peubah itu sendiri maupun dari peubah lain dalam sistem. Analisis IRF juga bertujuan untuk melihat berapa lama guncangan yang diterima suatu peubah (Batubara & Saskara, 2013). Dengan perhitungan IRF sebagai berikut:

$$IRF\ (h) = \Gamma^{h} \tag{3.20}$$

Dengan

Γ = Matriks parameter dari model VAR

h = periode peramalan

C = Cholesky decomposition matriks dari matriks varian kovarian shock

3.10 Analisis *Variance Decomposition*

Variance Decomposition (VD) menunjukkan persentasi pengaruh sebuah peubah terhadap peubah itu sendiri atau terhadap peubah lainnya dalam sistem. *Variance Decomposition* juga menunjukkan respon dari shock yang dimiliki tiap peubah (Halim & Chandra, 2011).

Menurut Lutkepohl (2005) perhitungan *Variance decomposition* sebagai berikut:

$$W_{jk,h} = \frac{\sum_{i=0}^{h-1}(e'_j\theta_i e_k)^2}{\sum_{i=0}^{h-1}\sum_{k=1}^{K}(e'_j\theta_i e_k)^2} \tag{3.21}$$

$\Theta i = \Phi_i P$, dengan P adalah matriks segitiga bawah dari matriks choleskydecomposition varians kovarians

$\Phi_i = J\ Ai'j$ dengan $J = [Ik\ \ 0 \ldots\ \ 0]$ dan A adalah matriks koefisien model VAR