

BAB 3

DATA DAN METODOLOGI

Model-model ekonometrika yang digunakan di dalam penelitian biasanya merupakan persamaan struktural, yaitu model yang dibangun berdasarkan hubungan antara variabel berdasarkan teori ekonomi. Namun, tidak jarang teori ekonomi tidak memiliki kemampuan yang cukup untuk mengarahkan peneliti kepada spesifikasi yang tepat dan baku tentang hubungan antara variabel yang dinamis. Pemodelan yang digunakan untuk mengetahui hubungan kausalitas antar beberapa variabel disebut juga sebagai pemodelan multivariat yang simultan. Di dalam persamaan yang simultan terdapat variabel endogen dan eksogen. Salah satu tantangan yang dihadapi oleh persamaan atau pemodelan seperti ini adalah definisi eksogenitas dari variabel-variabel yang sedang diteliti. Sims (1980) berpendapat bahwa jika terdapat hubungan yang simultan antar variabel yang sedang diamati variabel-variabel tersebut harus diberikan perlakuan yang sama, sehingga tidak ada lagi variabel eksogen dan variabel endogen. Berdasarkan kepada pemikiran tersebut, Sims memperkenalkan konsep *Vector Auto Regression* (VAR). Pemodelan VAR memiliki variabel yang sama pada *Right Hand Side* (RHS) dalam persamaannya dan *lag* dari variabel endogen.

Model VAR ini memberikan jawaban dari tantangan kesulitan yang ditemui akibat model struktural yang harus mengacu kepada teori, karena model ini merupakan model yang bersifat tidak struktural dan tidak banyak bergantung pada teori dalam pembentukan model.

3.1 Identifikasi Variabel Penelitian

Variabel-variabel yang digunakan di dalam penelitian ini adalah nilai tukar dari US Dollar (USD), Japanese Yen (JPY), dan Euro (EUR) terhadap Rupiah Indonesia (IDR). Data nilai tukar mata uang asing didapatkan dari situs Oanda. Oanda merupakan perusahaan berjangka yang beroperasi di Delaware sejak tahun 1996. Oanda merupakan *Futures Commission Merchant* (FCM) di *Commodity Futures Trading Commission* (CFTC) dan merupakan anggota dari *National Futures Association* (NFA ID #0325821). Data yang terdapat di dalam Oanda

sering digunakan di berbagai penelitian. Beberapa penelitian yang menggunakan data dari Oanda adalah penelitian yang dilakukan oleh Vojinovic, Kecman, dan Seidel (2001) mengenai pemodelan dan peramalan *financial time series*. Penelitian lain yang menggunakan data dari Oanda adalah penelitian yang dilakukan oleh Trede dan Wilfling (2004) yang meneliti mengenai dinamika nilai tukar.

Alasan peneliti tidak menggunakan data nilai tukar Bank Indonesia karena data yang dimiliki oleh Bank Indonesia hanya merupakan data acuan dan bukan data yang digunakan di dalam transaksi perdagangan valuta asing yang sesungguhnya. Selain itu, setelah dilakukan pengujian dengan menggunakan data Bank Indonesia di dalam periode 2003-2008 didapatkan kesimpulan penelitian yang sama dengan menggunakan data Oanda (lihat lampiran 1-lampiran6).

3.2 Pengolahan Data

Sebelum penelitian dilakukan, data level akan diubah menjadi data *return* dengan *log difference* karena pemodelan digunakan untuk *return*. Hal ini dilakukan dengan tujuan konsistensi data saat penelitian dilakukan. Pengujian ini dilakukan di dalam dua langkah. Langkah pertama adalah untuk menguji orde integrasi dari variabel-variabel yang ada. Untuk menguji integrasi dari suatu variabel, ada dua buah pengujian yang sering digunakan. Pengujian yang pertama adalah *Augmented Dickey-Fuller* (1979, 1981) (*ADF test*) dan pengujian yang kedua adalah *Phillips-Perron* (1988) (*PP test*). Berdasarkan pada Engle dan Granger (1987), dua variabel yang datanya terintegrasi pada order satu ($I(1)$) dikatakan berkointegrasi ketika *residual* dari regresi menggunakan data level stasioner.

3.3 Pengujian Stasioneritas Data

Salah satu karakter yang seharusnya dimiliki di dalam data keuangan adalah stasioner. Karakteristik stasioner yang dimiliki di dalam data keuangan mensyaratkan bahwa suatu seri data memiliki *mean* dan *variance* yang stabil, tidak bervariasi secara signifikan selama periode observasi. Stasioneritas dapat ditemukan secara informal melalui pengamatan grafik. Suatu data seri dapat

dikatakan stasioner pada tingkat *mean* apabila tidak ada kecenderungan *mean* dari seri tersebut untuk naik atau turun secara terus menerus. Sedangkan sebuah seri dapat dikatakan stasioner pada tingkat *variance* apabila fluktuasi seri tersebut stabil, tidak ada perbedaan jangkauan fluktuasi data.

Time series yang tidak memenuhi persyaratan-persyaratan yang ada disebut *time series* yang tidak stasioner. *Time series* yang tidak stasioner adalah *time series* yang mempunyai *unit root* sehingga diperlukan pengujian *unit root* untuk mengetahui keberadaannya di dalam suatu *time series*. Suatu variabel yang perlu didiferensiasikan sebanyak d kali untuk mencapai stasioneritas dikatakan terintegrasi pada orde d atau dilambangkan dengan $I(d)$. Variabel $I(d)$ juga diartikan sebagai variabel yang mempunyai d *unit root*. *Time series* yang tidak stasioner dapat ditransformasikan menjadi *time series* yang stasioner melalui proses diferensiasi terhadap data level.

3.3.1 Pengujian Unit Root

3.3.1.1 Pengujian Dickey-Fuller

Pengujian ini berguna untuk menguji integrasi dari sebuah seri. Pengujian ini berdasarkan kepada rumusan sebagai berikut (Enders, 2004):

$$\Delta X_t = \alpha + \beta X_{t-1} + \delta_t + u_t \quad (3.9)$$

Dimana $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$, u_t adalah *disturbance term* dan t adalah komponen tren. Rumusan hipotesa dari uji ini adalah (Enders, 2004):

$$H_0 : \beta = 0, \text{ jadi } X_t \text{ non-stasioner} \quad (3.10)$$

$$H_1 : \beta < 0, \text{ jadi } X_t \sim I(0) - \text{ stasioner} \quad (3.11)$$

Pengujian *unit root* ini adalah pengujian yang bersifat hierarkis. Pengujian pertama untuk suatu seri adalah antara $I(1)$ dan $I(0)$ jika hipotesa nol gagal ditolak maka dilakukan pengujian stasioneritas untuk integrasi yang lebih tinggi; pengujian antara $I(2)$ dan $I(1)$. Jika pada pengujian kedua hipotesa nol ditolak maka dapat disimpulkan bahwa seri yang diuji adalah $I(1)$.

Ada tiga tipe uji Dickey-Fuller (Enders, 2004):

- $\alpha = 0, \delta = 0$. Model ini berasumsi bahwa model yang terdapat di dalam data adalah *difference stationary*.

$$\Delta X_t = u_t \quad (3.12)$$

- $\delta = 0$. Diasumsikan model yang terdapat di dalam data stasioner di sekitar *mean*.

$$\Delta X_t = \alpha + u \quad (3.13)$$

- Diasumsikan model yang terdapat di dalam data stasioner di sekitar *tren*.

$$\Delta X_t = \alpha + \delta_t + u_t \quad (3.14)$$

Pengujian signifikansi parameter sama seperti uji-t; $t\text{-hit} = \frac{\hat{\beta}}{se(\hat{\beta})}$. distribusi $t\text{-hit}$ tidak mengikuti student-t tetapi distribusi DF. Pemodelan Augmented Dickey-Fuller yang digunakan di dalam pengujian ini adalah Augment Dickey-Fuller yang memiliki *intercept* dan Augmented Dickey-Fuller yang memiliki *intercept* dan *trend* (Enders, 2004).

3.3.1.2 Pengujian Augmented Dickey-Fuller

Pengujian ini memodelkan pengaruh autokorelasi pada *disturbance* (memasukkan lag ΔX yang menyebabkan autokorelasi ke dalam model pengujian Augmented Dickey-Fuller) sehingga uji hipotesa pada parameter yang bisa diestimasi akan lebih akurat. Bentuk umum dari pengujian ini adalah (Enders, 2004):

$$\Delta X_t = \alpha + \beta X_{t-1} + \delta_t + \sum_{i=1}^p \theta_i \Delta X_{t-i} + u_t \quad (3.15)$$

dimana panjangnya *lag* (p) ditentukan untuk memastikan bahwa *disturbance error* akan bersifat *white noise*.

Pemilihan *lag* dilakukan berdasarkan proses minimalisasi pengujian SIC (*Schwartz Information Criterion*), AIC (*Akaike Information Criterion*), dan atau signifikansi dari θ_t dan atau pengujian autokorelasi pada *disturbance term* (Enders, 2004).

3.4 Kointegrasi

Regresi dari dua variabel yang non-stasioner akan menyebabkan timbulnya *spurious regression* sehingga proses diferensiasi harus terlebih dahulu dilakukan (Engle dan Granger, 1987). Tetapi, proses ini justru akan menghilangkan informasi hubungan jangka panjang yang mungkin terdapat di dalam variabel-variabel *time series* yang diteliti dan hanya memberikan informasi mengenai hubungan jangka pendek *time series*. Dan di sinilah pentingnya konsep kointegrasi dimana konsep ini membantu memberikan informasi mengenai hubungan jangka panjang yang ada dengan menggunakan *time series* non-stasioner.

Dengan kata lain konsep ini mengatakan bahwa apabila terdapat dua atau lebih *time series* yang tidak stasioner (mempunyai *unit roots*) dan terintegrasi pada orde yang sama serta residunya bersifat stasioner sehingga tidak ada korelasi seri di dalamnya (*white noise*), maka *time series* tersebut dinamakan terkointegrasi. Ada dua cara yang dapat digunakan untuk melakukan pengujian kointegrasi, yaitu dengan melakukan pengujian metode 2 langkah Engle-Granger dan metode pengujian Johansen (Enders, 2004)

3.4.1 Metode 2 Langkah Engle-Granger (*Two-Step Method Engle Granger*)

Berdasarkan pada definisi Engle dan Granger (1987) mengenai kointegrasi dapat diformulasikan bahwa komponen-komponen dari vektor $X_t = (X_{1t}, \dots, X_{nt})$ dikatakan terkointegrasi dengan orde (d,b) yang ditulis sebagai $X_t \sim CI(d, b)$, bila (Enders, 1995):

- Semua komponen dari vektor X , terkointegrasi pada orde yang sama yaitu d

- Terdapat vektor $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)$, sehingga kombinasi linear dari $\beta X_t = (\beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_n X_{nt})$ terintegrasi pada orde (d,b) dimana $b > 0$. Vektor β dinamakan vektor kointegrasi (*cointegrating vector*).

Di dalam konsep kointegrasi ini terdapat beberapa hal penting yang perlu diperhatikan, yaitu (Enders, 2004):

- Kointegrasi merupakan kombinasi linear dari dua atau lebih *time-series* yang tidak stasioner. Vektor kointegrasi dari kombinasi linear tersebut tidak unik karena dengan suatu konstanta yang tidak nol (λ), maka $\lambda\beta$ juga benar sebagai vektor kointegrasi. Oleh karena itu, biasanya salah satu besaran digunakan untuk normalisasi vektor kointegrasi dengan menetapkan koefisiennya menjadi satu.

- Semua variabel harus terintegrasi pada orde yang sama. Tetapi tidak semua variabel yang terintegrasi pada orde yang sama terkointegrasi.

- Bila vektor X_t mempunyai n komponen, maka akan ada $n-1$ vektor kointegrasi linear yang tidak tergantung satu dengan yang lainnya. Jumlah vektor kointegrasi ini dinamakan peringkat kointegrasi (*cointegration rank*), biasanya dilambangkan dengan r .

Sifat penting yang terdapat dalam variabel-variabel yang terkointegrasi adalah perjalanan waktu variabel-variabel tersebut dipengaruhi oleh perubahan atas hubungan keseimbangan jangka panjangnya. Dengan kata lain, variabel-variabel non-stasioner yang terintegrasi pada orde yang sama dan terkointegrasi akan menjadi stasioner dalam jangka panjang (Enders, 2004).

Terdapat beberapa metode dalam menghitung panjang lag dan metode yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah berdasarkan *Akaike Into Criterion* (AIC) dan LR, kemudian diuji dengan menggunakan persamaan *Vector Autoregression* (VAR) dibawah ini (Enders, 2004):

$$X_t = A_0 + A_1 X_{t-1} + \dots + A_i X_{t-i} + e_t \quad (3.17)$$

Dimana X_t adalah vektor dari variabel endogen dan A_1, \dots, A_k adalah matriks koefisien yang akan diestimasi dan e_t adalah vektor dari inovasi yang secara bersamaan berkorelasi satu sama lain, tetapi tidak berkorelasi dengan nilai lag-nya sendiri dan seluruh variabel pada sisi kanan persamaan.

Ada beberapa kelemahan yang dimiliki oleh metode dua langkah Engle-Granger (Enders, 2004):

- Sampel yang *finite* akan menghasilkan pengujian *unit-root* dan kointegrasi dengan kekuatan yang lemah.
- Akan terdapat penyimpangan hasil jika ada hubungan simultan dari kedua variabel (dengan melakukan regresi maka kedua variabel diasumsikan asimetris).
- Tidak ada pengujian formal untuk menentukan banyaknya vektor kointegrasi.

Untuk mengatasi kelemahan di atas, maka dilakukan pengujian orde integrasi dengan menggunakan metode Johansen.

3.4.2 Pengujian Metode Johansen

Metode Johansen menggunakan dasar VAR (*Vector Autoregressions*) dalam menguji secara formal jumlah kointegrasi pada suatu sistem variabel yang simultan sehingga dua kelemahan pertama di atas bisa diatasi. Untuk menguji batasan kointegrasi, Johansen mendefinisikan dua buah matriks α dan β dimensi $(n \times r)$ dimana r merupakan *rank* (peringkat) dari π , sehingga:

$$\pi = \alpha\beta \quad (3.18)$$

dimana:

α = matriks bobot dari setiap vektor kointegrasi yang ada di dalam n persamaan VAR. α dapat juga dikatakan sebagai matriks parameter *speed of adjustment* (Enders, 2004).

β = matriks parameter kointegrasi

Hipotesis dari metode Johansen adalah sebagai berikut (Enders, 2004):

$$H_0: r=0 \qquad H_1: 0 < r \leq g$$

$$H_0: r=0 \qquad H_1: 0 < r \leq g$$

$$H_0: r=0 \qquad H_1: 0 < r \leq g$$

...

$$H_0: r = g-1 \qquad H_1: r = g$$

Pengujian pertama menyebutkan hipotesis nol dengan tidak adanya vektor kointegrasi. Jika hipotesis ini gagal ditolak, dapat disimpulkan bahwa tidak ada vektor kointegrasi dan pengujian telah diselesaikan. Namun, jika hipotesis tersebut ditolak, maka pengujian akan dilakukan terus menerus dan begitu seterusnya sampai nilai dari r akan meningkat sampai hipotesis tersebut gagal ditolak.

Ada empat langkah yang dapat dilakukan ketika mengimplemetasikan pengujian metode Johansen ini (Enders, 2004):

1. Melakukan *pre-test* dan menentukan lag yang optimal. *Pre-test* dilakukan untuk mengetahui orde kointegrasi masing-masing *time series*.
2. Menaksir model dan menentukan peringkat dari π . Dalam penaksiran model ini terdapat tiga bentuk pilihan model, yaitu:
 - Setiap elemen vektor A_0 sama dengan nol.
 - Terdapat *drift* atau *intercept*.
 - Memasukkan bentuk konstan ke dalam vektor kointegrasi.
3. Menganalisa *normalized cointegrating vectors* dan koefisien *speed of adjustment*.
4. *Innovation accounting* dan *Causality Test model error correction* dapat membantu mengidentifikasi model yang terstruktur.

3.5 Lag Optimal

Untuk memperoleh *lag* yang optimal akan dilakukan tiga pengujian secara bertahap terhadap data *time series* dari model. Pada tahap pertama akan dibuat

panjang *lag* maksimum sistem VAR yang stabil. Stabilitas sistem VAR dilihat dari *inverse roots* karakteristik AR polinomialnya. Menurut Lutkepohl (1999), suatu sistem VAR dikatakan stasioner jika seluruh *unit roots* memiliki *modulus* lebih kecil dari satu dan semuanya terletak dalam *unit circle* (Enders, 2004).

Pada tahap kedua, *lag* optimal akan dicari dengan menggunakan kriteria informasi yang tersedia. Umumnya pemilihan *lag* optimal menggunakan kriteria *Likelihood Ratio* (LR), *Final Prediction Error* (FPE), *Akaike Information Criterion* (AIC), *Schwarz Information Criterion* (SIC), dan *Hannah-Quinn Criterion* (HQ). Selain kriteria di atas, terdapat metode lain seperti *Criterion Autoregressive Transfer* (CAT) yang diusulkan oleh Parzen. Namun, dalam penelitian ini CAT, FPE, SIC, HQ tidak dipergunakan karena *tools* seperti *Criterion Autoregressive Transfer Function* (CAT) yang diusulkan oleh Parzen. Namun, dalam penelitian ini CAT, FPE, SIC, dan HQ tidak dipergunakan karena *tools* seperti LR dan AIC dirasakan cukup dalam menetapkan model dengan *lag* yang optimal dikarenakan penggunaan *tools* tersebut dirasakan efektif dan juga sudah umum digunakan. *Lag* optimal yang dimaksud adalah *lag* model dengan estimasi *error* paling kecil. Jika kriteria informasi hanya merujuk pada satu *lag* maka *lag* tersebut adalah *lag* yang optimal, namun apabila diperoleh lebih dari satu kandidat maka pemilihan *lag* dilanjutkan pada tahap ketiga (Enders, 2004).

Pada tahap ketiga ini, nilai *adjusted R Square* variabel VAR dari *lag* yang telah dipilih kriteria informasi akan diperbandingkan, dengan pendekatan pada variabel terpenting dalam sistem VAR tersebut. *Lag* optimal akan dipilih dari pada *lag* yang menghasilkan nilai *Adjusted R Square* terbesar pada variabel terpenting dalam sistem (Enders, 2004).

3.6 Pemodelan VAR

Model VAR merupakan *reduced form* dari sistem persamaan simultan. Di bawah ini dijelaskan bentuk model *bivariate* dengan menggunakan hanya satu *lag*. Misalkan, y_t diasumsikan tergantung pada variabel z_t dan pada y_{t-1} , maka hal tersebut dapat digambarkan dalam persamaan yang simultan berikut ini (Enders, 2004):

$$y_t = a_t + a_1 z_{t-1} + b_1 y_{t-1} + \varepsilon_{yt} \quad (3.19)$$

$$z_t = c_0 + c_1 z_{t-1} + d_1 y_{t-1} + \varepsilon_{zt} \quad (3.20)$$

Dengan model yang sederhana yang sederhana yang digambarkan dalam persamaan (3.19), maka bentuk *reduced form* dapat dihasilkan dengan mensubstitusi y_t dengan (Enders, 2004):

$$z_t = c_0 + c_1 z_{t-1} + d_1 y_{t-1} + \varepsilon_{zt} \quad (3.21)$$

Sehingga persamaan (3.19) menjadi:

$$y_t = (a_0 + a_1 c_0) + (b_1 + a_1 d_1) y_{t-1} + a_1 c_1 z_{t-1} + (\varepsilon_{yt} + a_1 \varepsilon_{zt}) \quad (3.22)$$

$$z_t = c_0 + c_1 z_{t-1} + d_1 y_{t-1} + \varepsilon_{zt} \quad (3.23)$$

Perubahan model VAR dalam bentuk *reduced form*, kembali dicoba dijelaskan di bawah ini dari tahap pertama dengan model awal (Enders, 2004):

$$y_t = b_{10} + b_{12} z_t + \gamma_{11} y_{t-1} + \gamma_{12} z_{t-2} + \varepsilon_{yt} \quad (3.24)$$

$$z_t = b_{20} + b_{21} y_t + \gamma_{21} y_{t-1} + \gamma_{22} z_{t-1} + \varepsilon_{zt} \quad (3.25)$$

Asumsi persamaan (3.16) di atas adalah kedua variabel y_t dan z_t stasioner, e_{yt} dan e_{zt} adalah *white noise disturbance* yang memiliki standar deviasi σ_y dan σ_z dan e_{yt} dan e_{zt} adalah *white noise disturbance* yang tidak berkorelasi (Enders, 2004).

Sistem persamaan di atas dikenal juga sebagai *Structural VAR* atau bentuk sistem primitif. Kedua variabel tersebut (y dan z) secara individual dipengaruhi secara langsung oleh variabel lain dan secara tidak langsung oleh nilai selang dari setiap variabel di dalam sistem. Sistem persamaan tersebut dapat dibentuk ke dalam notasi matriks seperti berikut (Enders, 2004):

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (3.26)$$

$$Bx_t = \Gamma_0 + \Gamma_1 x_{t-1} + \varepsilon_t$$

Dengan mengalikan *inverse* B pada notasi matriks persamaan (3.26), maka akan diperoleh (Enders, 2004):

$$x_t = B^{-1}\Gamma_0 + B^{-1}\Gamma_1x_{t-1} + B^{-1}\varepsilon_t = A_0 + A_1x_{t-1} + e_t \quad (3.27)$$

dimana:

$$A_0 = B^{-1}\Gamma_0$$

$$A_1 = B^{-1}\Gamma_1$$

$$e_t = B^{-1}\varepsilon_t$$

Dalam bentuk persamaan *bivariate*, persamaan (3.27) dijelaskan sebagai berikut (Enders, 2004):

$$y_t = a_{10} + a_{11}y_{t-1} + a_{12}z_{t-1} + e_{1t} \quad (3.28)$$

$$z_t = a_{20} + a_{21}y_{t-1} + a_{22}z_{t-1} + e_{2t} \quad (3.29)$$

dimana:

a_{i0} = element i of the vector A_0

a_{ij} = element in row i and column j on the matrix A_1

e_{it} = element in i of the vector e_t

Sistem inilah yang disebut sebagai sistem VAR dalam bentuk standar atau *reduced form*. Karena ε_{yt} dan ε_{zt} *white noise*, maka e_t pun akan memiliki rata-rata nol, varians yang konstan, serta non-otokorelasi serial.

Disini bentuk *error* e_{1t} dan e_{2t} berasal dari bentuk ε_{yt} dan ε_{zt} . Karena $e_t = B^{-1}\varepsilon_t$ dan determinan $B = 1 - b_{12}b_{21}$, dan

$$B^{-1} = \frac{\begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix}}{(1-b_{12}b_{21})} \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

e_{1t} dan e_{2t} dapat dihitung sebagai:

$$e_t = \frac{\begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix}}{(1-b_{12}b_{21})} \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

sehingga:

$$e_{1t} = (\varepsilon_{yt} - b_{12}\varepsilon_{zt})/(1 - b_{12}b_{21}) \quad (3.32)$$

$$e_{2t} = (\varepsilon_{zt} - b_{21}\varepsilon_{yt})/(1 - b_{12}b_{21}) \quad (3.33)$$

3.7 Impulse Response Function

Impulse response function menelusuri pengaruh suatu standar deviasi *shock* atau kejutan terhadap inovasi pada nilai variabel endogen di masa kini dan di masa mendatang. Suatu kejutan yang terjadi pada satu variabel akan langsung mempengaruhi variabel tersebut dan juga diteruskan pada variabel endogen lainnya melalui struktur yang dinamis (Enders, 2004).

3.8 Variance Decomposition Analysis

Pemahaman properti dari *forecast error* dapat membantu mengungkapkan hubungan internal di antara variabel-variabel dalam sistem. *Variance decomposition* memberikan metode yang berbeda untuk menjelaskan dinamika sistem. *Impulse response function* menelusuri pengaruh suatu kejutan terhadap variabel endogen pada variabel-variabel dalam VAR. Sebaliknya, *variance decomposition analysis* mendekomposisikan variasi dalam variabel endogen ke dalam komponen kejutan pada variabel-variabel endogen dalam VAR, dan memberikan informasi kepentingan tiap inovasi acak (*random*) pada variabel-variabel dalam VAR secara relatif. Analisis *impulse response* dan *variance decomposition* (keduanya disebut *innovation accounting*) merupakan sarana yang berguna untuk melihat hubungan antar variabel (Enders, 2004).