# BAB III

# METODOLOGI

Indeks merupakan salah satu indikator utama yang dapat mencerminkan keadaan pasar uang suatu negara. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data beberapa indeks harian beberapa negara dari 1 Januari 2002 sampai dengan 31 Desember 2007 yang didapatkan dari finance.yahoo.com. Data harian banyak digunakan dalam pengujian hubungan antar pasar modal dunia. Glezakos, Merika, dan Kaligosfiris (2007) menggunakan data harian selama periode 2000-2006 dalam melihat ketergantungan antar pasar modal Yunani dengan beberapa pasar rmodal dunia, dan regional. Penggunaan data harian dalam penelitian tersebut dilakukan dengan alasan interval data mingguan dan bulanan dianggap terlalu besar, sehingga dinamika hubungan jangka pendek antar indeks tidak dapat dijelaskan.

Indeks saham merupakan indikator statistik berupa harga yang menyediakan perwakilan nilai saham-saham yang membentuknya. Berdasarkan Reilly dan Brown (2006), fungsi indeks yang paling utama adalah berfungsi sebagai *benchmark* untuk menilai performa investasi yang dimiliki investor. Pada dasarnya teknik perhitungan indeks dapat dibagi menjadi tiga, yaitu:

a. *Price-weighted index*

*Price-weighted* menghitung rata-rata aritmatis dari harga saat ini. Artinya, pergerakan indeks dipengaruhi oleh perubahan harga dari saham yang membentuknya. Dengan menggunakan perhitungan ini, *stock split* yang dilakukan perusahaan akan membuat harga saham perusahaan tersebut turun, sehingga akan menurunkan bobot saham perusahaan tersebut pada perhitungan indeks. Hal ini mengakibatkan terjadinya *downward bias* pada perhitungan indeks. Saham yang memiliki tingkat pertumbuhan yang tinggi memiliki harga saham yang relatif tinggi, dan kemungkinan terjadinya *stock split* sangat besar, dan dengan menggunakan perhitungan ini, saham tersebut akan terus mengalami penurunan bobot, walaupun efek dari *stock split* tersebut besar dan cukup signifikan. Sehingga, dapat disimpulkan bahwa indeks dengan perhitungan ini tidak dapat mencerminkan efek dari *stock split* yang sebenarnya.

$$Index_t = \sum_{i=1}^{n} \frac{P_{it}}{D_{adj}}$$

Dimana:

$Index_t$ merupakan indeks pada saat t

$n$ merupakan banyak saham yang diperhitungkan

$P_{it}$ merupakan harga saham i pada saat t

$D_{adj}$ merupakan *adjusted divisor* pada saat t

Pembagi (*divisor*) disesuaikan sehingga nilai saham akan sama sebelum dan sesudah *stock split*. Sebagai contoh, apabila nilai indeks sebelum *stock split* adalah 20, maka nilai *divisor* akan disesuaikan agar nilai indeks setelah *stock split* sama dengan 20. *Divisor* juga akan berubah apabila terdapat perubahan jumlah sampel yang digunakan dalam menghitung indeks.

b. *Value-weighted index*

Berikut ini merupakan cara perhitungan *value-weighted index*:

$$Index_t = \frac{\sum P_t Q_t}{\sum P_b Q_b} \times Beginning\ Index\ Value$$

Dimana:

$Index_t$ merupakan indeks pada saat t

$P_t$ merupakan harga penutupan pada saat t

$Q_t$ merupakan jumlah saham yang beredar pada saat t

$P_b$ merupakan harga penutupan pada hari dasar

$Q_b$ merupakan jumlah saham yang beredar pada hari dasar

Metode ini telah melakukan *automatic adjustment* untuk *stock split* dan perubahan modal lainnya. Hal ini disebabkan karena efek penurunan harga saham akan dihilangkan oleh kenaikan jumlah saham yang beredar. Sehingga, pengaruh suatu saham terhadap indeks, dipengaruhi oleh nilai pasarnya.

*c. Un-weighted index*

Dalam metode ini, indeks dihitung dengan memberi bobot yang sama untuk setiap saham. Indeks akan berubah berdasarkan nilai rata-rata aritmatik dari persentase perubahan harga atau nilai pasar saham-saham yang diperhitungkan.

Untuk menghitung indeks dengan menggunakan bobot (*weighted index*), sebelumnya harus ditentukan *quantity* periode mana yang akan digunakan. Terdapat tiga teori yang menentukan *quantity* yang digunakan dalam perhitungan. Teori pertama merupakan metode Laspeyres, dimana dalam perhitungan indeks menggunakan *quantity* pada *base period*. Sedangkan metode yang kedua, metode Paasche, menggunakan *quantity* dari periode yang bersangkutan dalam perhitungan. Metode yang ketiga, *fixed weight aggregates method*, menggunakan *quantity* satu periode sebagai dasar perhitungan untuk semua periode indeks (jika periode yang dipilih adalah *base period*, maka metode ini sama dengan metode Laspeyres). [Levin, Rubin (1991, hal. 705)]

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini, yang dipilih berdasarkan kepada pemilihan Glezakos, Merika, dan Kaligosfiris (2007) dan disesuaikan, adalah:

1. Dow Jones Composite Index (DJA)

   Pasar modal USA merupakan salah satu pasar terkuat di dunia. DJA terdiri dari 65 saham dan dihitung dengan menggunakan metode *price weighted index*. Komponen pembentuk DJA merupakan saham-saham yang termasuk ke dalam Dow Jones Industrial Average, Dow Jones Transportation Average, dan Dow Jones Utility Average. DJA dibentuk secara mayoritas oleh saham-saham yang memiliki nilai kapitalisasi terbesar, beberapa saham dengan nilai kapitalisasi sedang, dan kecil. Sebanyak 56 dari 65 komponen pembentuk DJA, diperdagangkan di *New York Stock Exchange*, sementara 9 lainnya diperdagangkan di NASDAQ.

2. Financial Times Stock Exchange (FTSE-100)

   FTSE-100 merupakan indeks dari 100 perusahaan yang mempunyai nilai kapitalisasi terbesar yang diperdagangkan di London Stock Exchange. FTSE-100 diperdagangkan pertama kali pada 3 Januari 1984 dengan nilai dasar 1000. Indeks ini juga merupakan indeks yang paling banyak digunakan sebagai indikator pasar modal UK. London juga merupakan salah satu sentral perdagangan saham terbesar di dunia. Indeks ini dihitung dengan menggunakan *market value weighted index*.

3. Cotation Assistée en Continu Index (CAC 40)

   Perancis juga merupakan salah satu pasar saham dengan kapitalisasi terbesar di dunia, dan merupakan salah satu pasar modal terkuat di Eropa. CAC 40 terdiri dari 40 saham yang memiliki nilai kapitalisasi terbesar di Euronext Paris, dan dihitung dengan menggunakan *market value weighted*. Nilai dasar CAC 40 pada hari pertama perdagangan (31 Desember 1987) adalah 1000.

4. Deutscher Aktien IndeX

   Merupakan indeks yang terdiri dari 30 saham *blue chips* yang diperdagangkan di Frankfurt Stock Exchange. Jerman juga merupakan salah satu pasar saham terkuat di

Eropa, dan berpengaruh cukup signifikan di pasar dunia. DAX dihitung dengan menggunakan *market value weighted*, dan nilai dasarnya pada tahun 1987 adalah 1000.

5. Nikkei 225

   Jepang merupakan salah satu pasar keuangan terkuat di dunia. Nikkei 225 merupakan indeks harga rata-rata dari 225 saham unggulan yang memiliki kapitalisasi pasar tertinggi yang terdaftar pada Tokyo Stock Exchange. Nikkei 225 pertama kali diperdagangkan pada tanggal 7 September 1950, dan dihitung dengan menggunakan *price weighted*.

6. Hang Seng Index

   Hang Seng digunakan sebagai standar perdagangan di banyak pasar modal di dunia. Pertama kali diperdagankan pada 24 November 1969, menggunakan metode *freefloat-adjusted market capitalization-weighted stock market*. Indeks ini terdiri dari 33 saham utama, yaitu 33 saham yang memiliki kapitalisasi terbesar di Hongkong.

7. Strait Times Index (STI)

   Glezakos, Merika, dan Kaligosfiris (2007) dalam penelitiannya menggunakan pasar modal yang berdekatan secara regional dengan Yunani. Dalam penelitian ini, Singapura dipilih sebagai salah satu pasar keuangan terkuat yang terletak dalam satu wilayah regional dengan Indonesia. STI merupakan indeks dengan perhitungan *market value weighted* yang dibuat berdasarkan 45 perusahaan yang merepresentasikan bursa efek Singapura. (www.wikipedia.com)

8. Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG/JKSE)

   IHSG merupakan indeks yang mewakili semua saham yang diperdagangkan di Bursa Efek Indonesia. IHSG pertama kali diperdagangkan pada tahun 1 April 1983 dengan nilai dasar 100 dengan jumlah emiten sebanyak 12. IHSG digunakan dalam penelitian ini karena IHSG mencerminkan pasar modal Indonesia secara keseluruhan. IHSG dihitung menggunakan *market value weighted index*. (Ikhwan, 2007)

Berikut ini merupakan urutan kapitalisasi pasar terbesar di dunia pada akhir tahun 2007.

**Tabel III-1: Pasar Saham Dengan Nilai Kapitalisasi Terbesar di Dunia Tahun 2007**

| Bursa Saham | (dalam USD billion) |
|---|---|
| NYSE Group | 15,650,832.50 |
| Tokyo SE Group | 4,330,921.90 |
| Euronext | 4,222,679.80 |
| Nasdaq | 4,013,650.30 |
| London SE | 3,851,705.90 |
| Shanghai SE | 3,694,348.00 |
| Hong Kong Exchanges | 2,654,416.10 |
| TSX Group 1 | 2,186,550.20 |
| Deutsche Börse | 2,105,197.80 |
| Bombay SE | 1,819,100.50 |

*Sumber: www.deminvest.com

Pada **Tabel III-2** dapat terlihat bahwa di Indonesia belum ada perusahaan asing yang terdaftar untuk diperdagangkan di bursa, dan hal tersebut dapat menjadi salah satu bukti akan kurang menariknya pasar Indonesia di mata invetor asing.

**Tabel III-2: Daftar Perusahaan Domestik dan Asing yang Terdaftar pada Beberapa Bursa**

| Exchange | Total Listings | | | New Listings | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | Total | Domestic | Foreign | Total | Domestic | Foreign |
| NYSE | 2400 | 1939 | 461 | 144 | 93 | 51 |
| Deutsche Borse | 983 | 748 | 235 | 21 | 21 | 0 |
| Euronext | 1132 | 1132 | NA | 46 | 34 | 12 |
| London | 2332 | 1932 | 409 | 245 | 236 | 9 |
| Hongkong | 867 | 857 | 10 | 88 | 88 | 0 |
| Jakarta | 315 | 315 | 0 | 31 | 31 | 0 |
| Singapore | 492 | 424 | 68 | 37 | 29 | 8 |
| Tokyo | 2141 | 2103 | 38 | 93 | 92 | 1 |

*Sumber: Eun dan Resnick (2005: 189)

Dalam kenyataannya, data keuangan seringkali tidak normal. Sedangkan mayoritas teknik pengolahan data dalam statistik menggunakan asumsi normalitas. Uji normalitas akan dilakukan untuk melihat karakteristik data. Berikut ini merupakan beberapa uji normalitas yang digunakan:

i. Uji *Skewness* dan *Kurtosis*

$H_0$ : Data terdistribusi normal

*Skewness* merupakan indikasi apakah distribusi sampel yang digunakan simetris. Untuk data yang terdistribusi normal, datanya akan tersebar secara simetris, atau koefisien *skewness* sama dengan nol. Jika koefisien *skewness* lebih besar (kecil) dari nol, maka distribusi data adalah *positively (negatively) skewed*.

Koefisien *skewness* dihitung dengan menggunakan rumus berikut ini.

$$S = \frac{1}{T} \frac{\sum_{t=1}^{T} (X_t - \bar{X})^3}{\sigma^3}$$

Kurtosis merupakan gambaran distribusi kurva normalitas, yang akan menunjukkan apakah data terdistribusi secara normal pada *tail* ataupun *mean*. Apabila data terdistribusi normal, maka koefisien kurtosis akan sama dengan tiga. Jika koefisien kurtosis lebih besar dari tiga, maka data terdistribusi secara *leptokurtic*. Sedangkan apabila koefisien kurtosis lebih kecil dari tiga, maka data terdistribusi secara *platykurtic*. Perhitungannya dilakukan dengan rumus:

$$K = \frac{1}{T} \frac{\sum_{t=1}^{T} (X_t - \bar{X})^4}{\sigma^4}$$

ii. Uji Jarque-Bera

$H_0$ : Data terdistribusi normal

Uji Jarque-Bera merupakan kombinasi perhitungan *skewness* dan kurtosis. Sehingga, pada penelitian ini akan digunakan uji Jarque-Bera. Uji Jarque-Bera memiliki distribusi $\chi^2$ dengan *degrees of freedom* sebanyak dua. (User's Guide E-Views 4.0., hal. 386)

Uji JB:

$$JB = \frac{T}{6}\left[S^2 + \frac{1}{4}(K-3)^2\right]$$

Dengan tingkat keyakinan 95 %, maka tolak $H_0$ jika p-value $< 0.05$.

Untuk melakukan pengujian hipotesis, dalam penelitian ini akan dilakukan rangkaian metodologi sebagai berikut:

**III.1. Uji stationarity**

Data keuangan memiliki karakteristik *not stationary*, *not independent*, dan *not normal*. Sementara, kondisi yang diinginkan adalah sebaliknya. Efek dari *non-stationarity* data keuangan adalah:

a. Metode ekonometrika secara umum tidak dapat diterapkan, sehingga harus menggunakan metode spesifik
b. Menunjukan tidak adanya karakter *mean-reverting* dari data, dan ada pengaruh yang tetap dari *shock*

Kondisi *weakly stationary* atau stasioner secara lemah, tercapai jika dua momen pertama konstan terhadap waktu, atau dapat dikatakan bahwa *mean, variance, dan covariance* bukan merupakan fungsi dari t/ waktu. (Peranginangin, 2007)

$$E\ [X_t] = c \text{ (Momen I)}$$

$$Var\ [X_t] = \sigma^2 \text{ (Momen II)}$$

$$Cov\ [X_t\ , X_{t-k}] = \sigma_k^2$$

Salah satu hal penting dalam melakukan estimasi variabel dengan metode ekonometri adalah adanya kebutuhan untuk melakukan integrasi antara dinamika jangka pendek dengan ekuilibrium jangka panjang. Untuk melihat dinamika jangka pendek, pengaruh tren dalam variabel harus dihilangkan dengan cara membuat variabel menjadi stasioner, yang dapat dilakukan dengan *differencing*. Data *time series* $y_t$ *stationary* jika terintegrasi pada orde d atau I(d). Tingkat atau orde integrasi menunjukan jumlah *unit roots* yang terkandung di dalam series tersebut, atau jumlah operasi diferensial yang harus dilakukan untuk membuat series tersebut menjadi *stationary*. (User's Guide E-Views 4.0., hal. 338)

Uji *stationary* dapat dilakukan dengan beberapa cara, yaitu:

- Grafik

  Grafik dapat disebut sebagai metode informal dalam menguji *stationarity*. Data yang *stationary* pada momen I tidak akan menunjukan kecenderungan naik atau turun dari *mean* secara kontinyu. Sedangkan data yang *stationary* pada momen II, akan memiliki tingkat fluktuasi yang stabil.

- *Unit root test*

Uji formal dalam mengetahui *stationarity* suatu *series* adalah uji *unit root*. Dalam penelitian ini akan digunakan dua jenis *unit root test* yaitu, uji *Augmented-Dickey Fuller* (ADF) dan *Phillip Perron* (PP). Selain dua uji tersebut, masih terdapat uji yang lain seperti, uji Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, and Shin (uji KPSS); uji Elliott, Rothenberg, and Stock Point Optimal (uji ERS) dan lain-lain. Hipotesa nol dalam pengujian *stationarity* adalah:

$H_0$: *non-stationary*

Baik uji ADF maupun uji PP menggunakan MacKinnon *critical value* sebagai dasar penolakan $H_0$. (Enders, 2004)

a. Uji *Augmented-Dickey Fuller* (ADF)

Rumusan uji ini adalah:

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

Dimana:

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

$u_t$ merupakan *disturbance term*

$p$ merupakan panjangnya lag $\Delta X$

$t$ merupakan *trend*

b. Uji *Phillip Perron* (PP)

Uji PP melakukan modifikasi pada uji Dickey-Fuller. Dalam uji PP dilakukan koreksi agar memungkinkan adanya autokorelasi pada residual.[7] Metode PP

[7] Autokorelasi merupakan keadaan dimana *error* antar observasi saling berhubungan.

memodifikasi persamaan uji *non-augmented* DF, sehingga *serial correlation* tidak mempengaruhi distribusi *asymptotic* dari uji statistik. (User's Guide E-Views 4.0.)

## III.2. Selang Waktu (lag) Optimal

Menurut Enders (2004), penentuan panjang lag dalam pemodelan VAR merupakan hal yang penting. Lag yang terlalu panjang akan mengurangi *degrees of freedom*. Sedangkan jika lag terlalu pendek, maka akan terjadi misspesifikasi model. Terdapat beberapa metode dalam menentukan *lag* optimal, yaitu:

a. Stabilitas sistem VAR

   Lutkepohl (1991) berpendapat bahwa sistem VAR dapat dikategorikan sebagai system yang stabil, apabila semua *roots*-nya mempunyai nilai modulus yang lebih kecil dari satu dan semua *roots* terletak di dalam *unit circle*. Pengecekan stabilitas model VAR ini akan dapat dilakukan dengan menggunakan *software* E-Views.

*b. Cross equation restrictions*

   Uji ini menggunakan *likelihood ratio* (LR) *test*, dimana Sims (1980) membandingkan uji statistik di bawah ini, dengan nilai distribusi $\chi^2$ yang memiliki *degree of freedom* sama dengan jumlah restriksi dalam sistem.

$$(T-c)\left(\log\left|\sum\nolimits_r\right| - \log\left|\sum\nolimits_u\right|\right)$$

   $H_0$: Panjang lag = k

   Dimana:

   $\sum_u$ merupakan matriks varians/kovarians dari sistem *unrestricted* (tidak terdapat restriksi parameter)

   $\sum_r$ merupakan matriks varians/kovarians dari sistem *restricted* (terdapat restriksi parameter) c merupakan jumlah regresor maksimum yang terdapat dalam persamaan yang terpanjang (jumlah parameter yang diestimasi pada setiap persamaan dari sistem *unrestricted*)

T merupakan jumlah observasi yang digunakan.

Kelemahan uji statistik LR terletak pada kebutuhan asumsi normal pada *disturbance*-nya.(Maddala, 1992)

*c. Information Criteria*

Terdapat dua kriteria informasi yang dapat digunakan dalam menentukan panjang lag optimal, yaitu AIC (*Akaike's Information Criterion*) dan SIC (*Schwarz's Information Criterion*).

$$AIC = T \log|\Sigma| + 2N$$

$$SIC = T \log|\Sigma| + N \log(T)$$

dimana :

$|\Sigma|$ adalah determinan dari matriks varians-kovarians dari residual

N adalah total parameter yang diestimasi dalam semua persamaan

T adalah jumlah observasi (sampel)

Jika sebuah persamaan dalam model n-variabel VAR memiliki lag sebanyak p dan sebuah *intercept*, maka $N = n^2p+n$. Panjang lag yang optimal adalah yang memiliki nilai AIC dan SIC terkecil.

## III.3. Uji Granger Causality

Dalam penelitian ini, uji Granger merupakan indikasi awal akan adanya hubungan antar pasar modal. Teori Granger bermula dari sebuah premis yang mengatakan bahwa peristiwa di masa depan, tidak dapat menjadi penyebab dari peristiwa saat ini atau masa lalu. Apabila kejadian A muncul setelah kejadian B, secara pasti dapat diketahui bahwa A bukan penyebab B. Sedangkan apabila A muncul sebelum B, maka belum dapat dipastikan bahwa A yang merupakan penyebab terjadinya B. Dalam analisa *time series*, yang ingin diketahui adalah apakah A yang menyebabkan B atau sebaliknya, dan apakah A dan B memiliki hubungan kausalitas. [Maddala (1992, hal. 393)] Dalam kasus dua variabel, $y_t$ dan $z_t$, *Granger causality* berusaha melihat efek dari nilai $y_t$ periode sebelumnya terhadap nilai $z_t$ saat ini. [Enders (2004, hal. 283)]

$$z_t = \sum_{i=1}^{k} \alpha_i z_{t-i} + \sum_{i=1}^{k} \beta_i y_{t-i} + u_t$$

Apabila $\beta_i$ = 0, maka , $y_t$ tidak menyebabkan $z_t$.

## III.4. Model VAR/ VEC

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk melihat interdependensi antar beberapa variabel *time series* adalah *simultaneous equation models*. Penggunaan pendekatan simultan mensyaratkan *stationarity* pada variabel-variabelnya. Maddala (1992, hal. 578) menyebutkan proses *differencing* yang digunakan untuk mencapai syarat *stationarity* akan menghilangkan sejumlah informasi penting mengenai pergerakan variabel dalam jangka panjang. Selain itu, penggunaan *simultaneous equation models* dalam formulasinya melibatkan dua tahap, dimana dalam tahap pertama dilakukan klasifikasi variabel endogen dan eksogen, dan tahap yang kedua merupakan tahap dimana akan diterapkan sejumlah *constraints* pada parameter untuk dapat mengindentifikasi model.

Saat melakukan analisa keterkaitan antar beberapa variabel, terkadang tidak ditemukan dasar untuk membedakan variabel-variabel tersebut menjadi variabel eksogen dan endogen, untuk selanjutnya dimasukkan ke dalam model regresi. Menurut Enders [2004, hal. 264], model *Vector Autoregression* (VAR) merupakan solusi untuk permasalahan di atas. VAR memperlakukan semua variabel secara simetris (tidak terdapat variabel endogen dan eksogen).

Misal dalam kasus dua variabel, $y_t$ dipengaruhi oleh nilai $z_t$ saat ini dan periode sebelumnya, sedangkan $z_t$ juga dipengaruhi oleh nilai $y_t$ saat ini dan periode sebelumnya. Model *bivariate* dari kedua variabel tersebut dapat ditulis sebagai:

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

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

Dimana:

$y_t$ dan $z_t$ *stationary*

$\varepsilon_{yt}$ dan $\varepsilon_{zt}$ merupakan *uncorrelated white-noise disturbances*

Persamaan di atas merupakan model *first-order* VAR, karena lag yang dimasukkan hanya sampai dengan lag satu periode sebelumnya. $y_t$ dan $z_t$ saling mempengaruhi satu sama lain, sebagai contoh $-b_{12}$ merupakan *contemporaneous effect* perubahan $z_t$ terhadap $y_t$, dan $\gamma_{12}$ merupakan efek dari perubahan $z_{t-1}$ terhadap $y_t$. Apabila $b_{12}$ tidak sama dengan nol, maka $\varepsilon_{zt}$ memiliki efek secara tidak langsung terhadap $y_t$, begitu pula sebaliknya. Bentuk VAR di atas, merupakan *structural* VAR atau *primitive* VAR.

Berikut ini merupakan VAR dalam bentuk *standard* atau *reduced form*. Persamaan di atas, dapat dirubah ke dalam bentuk matriks, menjadi:

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

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

Dimana:

$\mathrm{B}: \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix}$ $\Gamma_1: \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix}$ $\mathrm{x_t}: \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix}$ $x_{t-1}: \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix}$

$\Gamma_0: \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix}$ $\varepsilon_t : \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix}$

Mengalikan persamaan di atas dengan *inverse* dari matriks B, didapat:

$$\mathrm{x_t} = \mathrm{A_0} + \mathrm{A_1 x_{t-1}} + \mathrm{e_t}$$

Dimana:

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

Dengan mendefinisikan $a_{i0}$ sebagai elemen i dari vektor $A_0$, $a_{ij}$ sebagai elemen dari baris i kolom j dari matriks $A_1$, dan $e_{it}$ sebagai elemen i dari vektor $e_t$, persamaan di atas, dapat dirubah menjadi:

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

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

Dimana:

$\varepsilon_{yt}$ dan $\varepsilon_{zt}$ merupakan *white noise*, maka $e_t$ pun akan memiliki rata-rata 0, varians yang konstan, serta non-otokorelasi serial.

Berikut ini merupakan penjelasan mengenai restriksi dari model VAR. [Enders (2004, hal. 271-273)]

Persamaan *structural* VAR atau *primitive* VAR di atas tidak dapat diestimasi secara langsung. Hal ini disebabkan karena $y_t$ memiliki korelasi dengan $\varepsilon_{zt}$ dan $z_t$ memiliki korelasi dengan $\varepsilon_{yt}$, sementara teknik estimasi standard mensyaratkan regresor *uncorrelated* dengan *error*.

Persamaan *standard* VAR, sebaliknya, dapat diestimasi menggunakan OLS (*Ordinary Least Square*). Yang menjadi pertanyaan adalah apakah dengan menggunakan OLS untuk mengestimasi *standard* VAR, *structural* VAR dapat diidentifikasi tanpa kehilangan informasi yang berarti.

Hal tersebut dapat dilakukan jika restriksi parameter dilakukan. Model *standard* VAR menghasilkan enam koefisien estimasi ($a_{10}, a_{20}, a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}$), kalkulasi atas nilai varians var($e_{1t}$) dan var($e_{2t}$), serta cov($e_{1t}$ , $e_{2t}$). Sedangkan, dalam model persamaan *structural* VAR terdapat sepuluh parameter yang harus diestimasi, yaitu dua koefisien *intercept* ($b_{10}, b_{20}$), empat koefisien *autoregressive* ($\gamma_{11}, \gamma_{12}, \gamma_{21}, \gamma_{22}$), dua koefisien *feedback* ($b_{12}, b_{21}$), serta dua standar deviasi ($\sigma_y, \sigma_z$). Jika model *standard* VAR digunakan sebagai informasi untuk mengestimasi *structural* VAR, maka akan terjadi *underidentified*, yang terjadi bila jumlah informasi kurang dari jumlah parameter yang diestimasi. Proses estimasi akan dilakukan apabila tercipta kondisi *overidentified* (jumlah informasi lebih banyak dari jumlah parameter yang diestimasi) dan *just identified* (jumlah informasi sama dengan jumlah parameter yang diestimasi). Kondisi *underidentified* menyebabkan perlunya dilakukan restriksi parameter, dalam hal ini sebanyak satu parameter. [Brooks (2002, hal. 307)]

Restriksi dapat dilakukan dengan menggunakan sistem *recursive* yang diajukan oleh Sims (1980). Misalkan restriksi yang dilakukan adalah membuat nilai $b_{21}$ sama dengan nol. Sehingga, persamaan *structural* VAR dapat ditulis menjadi:

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

$$z_t = b_{20} + \gamma_{21}y_{t-1} + \gamma_{22}z_{t-1} + \varepsilon_{zt}$$

Sehingga, hubungan antara *pure shocks* dengan residual regresi menjadi:

$$e_{1t} = \varepsilon_{yt} - b_{12}\,\varepsilon_{zt}$$

$$e_{2t} = \varepsilon_{zt}$$

Nilai $b_{21}$ sama dengan nol, menyebabkan $z_t$ memiliki *contemporaneous effect* pada $y_t$, tetapi $y_t$ mempengaruhi $z_t$ dengan lag satu periode. Selain itu, *inverse* dari matriks B menjadi:

$$\begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Sehingga, model VAR primitif yang dikalikan dengan *inverse* matriks B, menjadi:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Atau,

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} - b_{12}b_{20} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} - b_{12}\gamma_{21} & \gamma_{12} - b_{12}\gamma_{22} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} - b_{12}\varepsilon_{zt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (2)$$

Kemudian estimasi sistem di atas dengan menggunakan OLS, menjadi persamaan *standard* VAR:

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

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

Dimana:

$a_{10} = b_{10} - b_{12}b_{20}$; $a_{11} = \gamma_{11} - b_{12}\gamma_{21}$; $a_{12} = \gamma_{12} - b_{12}\gamma_{22}$;

$a_{20} = b_{20}$; $a_{21} = \gamma_{21}$; $a_{22} = \gamma_{22}$

Hubungan *pure shocks* dengan residual regresi di atas menghasilkan:

$$\mathrm{Var}(e_1) = \sigma_y^2 + b_{12}^2 + \sigma_z^2$$

$$\mathrm{Var}(e_2) = \sigma_z^2$$

$$\mathrm{Cov}(e_1, e_2) = -b_{12}\sigma_z^2$$

Melalui proses di atas, kita akan memperoleh jumlah parameter sebanyak sembilan { $a_{10}, a_{20}, a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}$, var($e_{1t}$), var($e_{2t}$), cov($e_{1t}$ , $e_{2t}$)} yang dapat digunakan untuk memperoleh $b_{10}, b_{12}, \gamma_{11}, \gamma_{12}, b_{20}, \gamma_{21}, \gamma_{22}, \sigma_y^2$, dan $\sigma_z^2$. Selain itu, nilai $\varepsilon_{yt}$ dan $\varepsilon_{zt}$ bisa diperoleh melalui persamaan $e_{1t} = \varepsilon_{yt} - b_{12}\,\varepsilon_{zt}$.

Restriksi $b_{21}$ sama dengan nol tidak hanya berarti $z_t$ memiliki *contemporaneous effect* pada $y_t$, tetapi juga berarti bahwa $y_t$ tidak memiliki *contemporaneous effect* terhadap $z_t$. Pada persamaan (1) di atas, restriksi tersebut berubah sedemikian sehingga $\varepsilon_{yt}$ dan $\varepsilon_{zt}$ mempengaruhi nilai $y_t$, sedangkan hanya $\varepsilon_{zt}$ yang mempengaruhi nilai $z_t$. Dekomposisi residual dengan cara seperti ini disebut Choleski *decomposition*.

Menurut Enders (2004, hal.330-334), secara umum, bentuk *error correction model* yang memiliki n-variabel, dengan (n.1) vektor $x_t = x_{1t}, x_{2t}, \ldots, x_{nt}$, adalah:

$$\Delta x_t = \pi_0 + \pi x_{t-1} + \pi_1 x_{t-1} + \pi_2 x_{t-2} + \cdots + \pi_p x_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (3)$$

Dimana:

$\pi_0$ merupakan vektor (n.1) dari *intercept*, yang memiliki elemen $\pi_{i0}$

$\pi_i$ merupakan matriks (n.n) yang memiliki elemen $\pi_{jk}(i)$

$\pi$ merupakan matriks yang memiliki elemen $\pi_{jk}$

$\varepsilon_t$ merupakan vektor (n.1) dengan elemen $\varepsilon_{it}$

Diasumsikan semua variabel $x_t$ terintegrasi I(1). Apabila terdapat *error correction model*, maka harus terdapat kombinasi linier dari variabel yang *stationary*. Persamaan (4) dapat ditulis sebagai:

$$\pi x_{t-1} = \Delta x_t - \pi_0 - \sum \pi_i x_{t-i} - \varepsilon_t \qquad (4)$$

Dimana sisi kiri dan kanan persamaan di atas, *stationary*. Pada persamaan (4), terdapat dua hal penting, yaitu:

- Jika semua elemen dari matriks $\pi$ sama dengan nol, persamaan (4) merupakan persaman VAR dalam *first differences*. Dalam kondisi ini, tidak terdapat representasi *error correction*, karena tidak terdapat respon $\Delta x_t$ terhadap deviasi periode sebelumnya terhadap keseimbangan jangka panjang.

- Jika satu atau lebih elemen dalam matriks $\pi_{jk} \neq 0$, maka terdapat respon $\Delta x_t$ terhadap deviasi periode sebelumnya terhadap keseimbangan jangka panjang, dan mengestimasi $x_t$ sebagai VAR dalam *first differences* tidak tepat, karena terdapat representasi *error correction*.

Menurut Maddala (1992), kelebihan pemodelan menggunakan VAR:

- Semua variabel diperlakukan secara sama.
- Nilai suatu variabel tidak hanya dipengaruhi oleh variabel tersebut pada periode sebelumnya, tetapi juga pada kombinasi dari *white noise term*.
- Estimasi model VAR sederhana, yaitu dengan menggunakan metode OLS pada masing-masing persamaan.
- Aplikasi model VAR dapat digunakan untuk melakukan analisis dinamika variabel, yaitu dengan menggunakan *variance decomposition* dan *impulse response function*.

Kekurangan model VAR:

- Kesulitan dalam menggunakan model VAR adalah menentukan panjang lag.
- Fungsi utama VAR adalah untuk *forecasting*,VAR kurang tepat jika digunakan untuk menganalisa kebijakan.

### III.5. Cointegration dan Error Correction Model

Berdasarkan Enders (2004, hal. 321), konsep kointegrasi diperkenalkan oleh Engle dan Granger pada tahun 1987, yang dimulai dengan analisa variabel-variabel ekonomi dalam keseimbangan jangka panjang, saat:

$$\beta_1 \, x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \cdots . + \beta_n x_{nt} = 0$$

Persamaan di atas dapat dinyatakan sebagai:

$$\beta \, x_t = 0$$

dimana:

$\beta$ merupakan vektor dari $(\beta_1, \beta_2, \ldots., \beta_n)$ dan

$x_t$ merupakan vektor dari $(x_{1t}, x_{2t}, \ldots., x_{nt})$

Keseimbangan atau ekulibrium dalam konteks ekonometri dapat didefinisikan sebagai hubungan jangka panjang antara variabel-variabel yang *non-stationary*.

Deviasi atau penyimpangan dari ekulibrium jangka panjang (*equilibrium error*) dapat dinyatakan ke dalam persamaan berikut ini:

$$e_t = \beta \, x_t$$

*Equilibrium error* harus *stationary*, agar keseimbangan jangka panjang signifikan. Kointegrasi tidak mensyaratkan keseimbangan jangka panjang dihasilkan oleh tekanan dari pasar ataupun dari *behavioral rules* dari pelaku pasar. Keseimbangan yang dihasilkan dapat berupa hubungan kausal, *behavioral*, atau *reduced-form*.

Berikut ini merupakan definisi kointegrasi menurut Engle dan Granger.

Komponen dari vektor $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, \ldots., x_{nt})$ dikatakan memiliki kointegrasi pada order d,b, yang kemudian dinyatakan sebagai $x_t \sim CI\ (d, b)$ , jika:

a. Semua komponen $x_t$ terintegrasi pada order d

b. Terdapat vektor $\beta = (\beta_1, \beta_2, \ldots., \beta_n)$, yang membuat kombinasi linier $\beta x_t = (\beta_1 x_{1t},\ \beta_2 x_{2t}, \ldots., \beta_n x_{nt})$ terintegrasi pada order (d-b) dimana b> 0. Vektor $\beta$ disebut *cointegrating vector*.

Terdapat beberapa hal penting yang perlu diperhatikan mengenai definisi kointegrasi, di antaranya:

a. Kointegrasi merujuk kepada kombinasi linier dari variabel yang *nonstationary*.

b. Kointegrasi merupakan variabel yang terintegrasi pada orde yang sama. Namun, tidak berarti bahwa semua variabel yang terintegrasi memiliki kointegrasi. Dapat diartikan bahwa dalam keadaan tidak terdapat kointegrasi antara variabel-variabel tertentu, tidak terdapat hubungan jangka panjang antar variabel. Sehingga, pergerakan variabel-variabel tersebut dapat memiliki perbedaan yang cukup signifikan. Selain itu, jika dua variabel tidak terintegrasi pada orde yang sama, maka variabel-variabel tersebut tidak dapat memiliki kointegrasi. Walaupun tetap memungkinkan untuk menemukan keseimbangan antara variabel-variabel tersebut.

Dari penjelasan kointegrasi di atas, dapat diketahui bahwa jika dua variabel $x_t$ dan $y_t$ memiliki hubungan kointegrasi, maka terdapat hubungan jangka panjang antar keduanya. Selain itu, *Granger representation theorem*[8] menyatakan bahwa dinamika jangka pendek dari

[8] Berdasarkan *Granger Representation Theorem*, apabila terdapat hubungan kointegrasi antar beberapa *series*, maka penyimpangan dalam hubungan jangka pendek antar keduanya dapat tercermin dalam *error correction form*. [Enders (2004, hal. 333)]

hubungan kedua variabel tersebut dapat dijelaskan dengan *error correction model*. [Maddala (2004, hal. 597)]

Terdapat dua jenis uji kointegrasi :

a) Engle-Granger

Dua variabel $y_t$ dan $z_t$ terintegrasi pada orde 1, akan diuji untuk mengetahui hubungan ekulibrium antar keduanya. Terdapat beberapa langkah dalam mengetahui keberadaan kointegrasi, yaitu:

- Menguji apakah semua variabel terintegrasi pada orde yang sama atau melakukan uji *stationarity* menggunakan uji ADF atau PP seperti yang telah dijelaskan sebelumnya.
- Estimasi hubungan jangka panjang antar variabel.

  Apabila dari tahap pertama diketahui bahwa semua variabel terintegrasi pada orde yang sama, misalkan pada I(1), maka, hubungan jangka panjang antar variabel dapat ditulis ke dalam bentuk:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 z_t + e_t$$

  Residual atau estimasi nilai deviasi pada hubungan jangka panjang dari persamaan di atas dapat didenotasikan sebagai $\{\hat{e_t}\}$. Apabila $\{\hat{e_t}\}$ *stationary*, maka $y_t$ dan $z_t$ memiliki kointegrasi pada orde (1,1).

  Persamaan residual:

$$\Delta\hat{e}_t = a_1 \hat{e}_{t-1} + \varepsilon_t$$

*Intercept* tidak diperlukan, karena persamaan di atas merupakan persamaan residual yang diperoleh dari regresi.

Hipotesa nol untuk melakukan uji adanya kointegrasi adalah $a_1$ = 0. Apabila hipotesa nol tidak dapat ditolak, maka terdapat *unit root* dalam *residual series* di atas, atau dengan kata lain, $y_t$ dan $z_t$ tidak memiliki hubungan kointegrasi. Sehingga, penolakan $H_0$ menghasilkan kesimpulan bahwa $y_t$ dan $z_t$ memiliki hubungan kointegrasi.

- Estimasi *error-correction model*

Apabila variabel-variabel memiliki kointegrasi, maka residual dari regresi ekulibrium dapat digunakan untuk mengestimasi *error-correction model.* Jika $y_t$ dan $z_t$, $CI\ (1{,}1)$ maka variabel tersebut akan memiliki *error-correction form* sebagai berikut:

(5): $$\Delta y_t = \alpha_1 + \alpha_y[y_{t-1} - \beta_1 z_{t-1}] + \sum_{i=1} \alpha_{11}(i)\,\Delta\, y_{t-1} + \sum_{i=1} \alpha_{12}(i)\,\Delta\, z_{t-1} + \varepsilon_{yt}$$

(6): $$\Delta z_t = \alpha_2 + \alpha_z\,[y_{t-1} - \beta_1 z_{t-1}] + \sum_{i=1} \alpha_{21}(i)\,\Delta\, y_{t-1} + \sum_{i=1} \alpha_{22}(i)\,\Delta\, z_{t-1} + \varepsilon_{zt}$$

Dimana:

$\beta_i$ merupakan parameter dari vektor kointegrasi ($y_t = \beta_0 + \beta_1 z_t + e_t$)

$\varepsilon_{yt}$ dan $\varepsilon_{zt}$ merupakan *white-noise disturbances*

$\alpha_t$ merupakan parameter

Bentuk persamaan (5) dan (6) di atas, dapat ditulis sebagai berikut.

(7): $$\Delta y_t = \alpha_1 + \alpha_y[\hat{e}_{t-1}] + \sum_{i=1} \alpha_{11}(i)\,\Delta\, y_{t-1} + \sum_{i=1} \alpha_{12}(i)\,\Delta\, z_{t-1} + \varepsilon_{yt}$$

(8): $$\Delta z_t = \alpha_2 + \alpha_z\,[\,\hat{e}_{t-1}] + \sum_{i=1} \alpha_{21}(i)\,\Delta\, y_{t-1} + \sum_{i=1} \alpha_{22}(i)\,\Delta\, z_{t-1} + \varepsilon_{zt}$$

$\hat{e}_{t-1}$ merupakan deviasi dari keseimbangan jangka panjang pada periode (t-1).

Sehingga, $\hat{e}_{t-1}$ yang diperoleh dari langkah sebelumnya, dapat menggantikan $[y_{t-1} - \beta_1 z_{t-1}]$. Persamaan di atas, bukan hanya bentuk *error-correction model,* tetapi juga merupakan bentuk VAR dalam *first differences*.

Sebelum mencapai keseimbangan dalam jangka panjang (kointegrasi), suatu variabel akan memiliki pergerakan ke arah *disequilibrium*. Hal ini dapat diilustrasikan dengan menggunakan teori *term structure of interest rates* sebagai contoh, dimana akan tercapai keseimbangan atau hubungan jangka panjang antara *long-term interest rates* dengan *short-term interest rates*. Seiring dengan perjalanan menuju keseimbangan tersebut, akan terdapat gap antara *long-term interest rates* dengan *short-term interest rates*. Apabila gap tersebut besar, maka diperlukan penyesuaian untuk memperkecil selisih antara keduanya. Penyesuaian akan dilakukan dengan cara menyesuaikan (menaikkan atau menurunkan) *short-term interest rates,* dengan menggunakan deviasi terhadap *long-term interest rates* sebagai *benchmark*. Sehingga, dapat dikatakan bahwa dinamika jangka pendek dipengaruhi oleh penyimpangan dari keseimbangan jangka panjang.

Model dinamika yang dimaksud di atas, disebut dengan *error correction model*. *Error correction model* dapat diformulasikan seperti pada persamaan (5) dan (6), dimana keseimbangan jangka panjang akan tercapai apabila $y_{t-1} = \beta_1 z_{t-1}$. Apabila bagian sebelah kiri dari kedua persamaan *stationary*, maka bagian sebelah kanan dari persamaan juga *stationary*, begitu pula dengan $\varepsilon_{yt}$, $\varepsilon_{zt}$. Hal penting yang harus diperhatikan dalam *error correction model* adalah *error correction* mensyaratkan variabel-variabel yang dimasukkan ke dalam model harus memiliki kointegrasi pada CI(1,1).

$\alpha_y$ dan $\alpha_z$ merupakan *speed of adjustment coefficients*. Semakin besar $\alpha_y$, maka semakin besar respons dari penyimpangan periode sebelumnya terhadap keseimbangan jangka panjang. Sedangkan, semakin kecil $\alpha_y$, semakin tidak responsif $\Delta y_t$ terhadap penyimpangan keseimbangan jangka panjang periode sebelumnya.

- Menguji kecukupan model (*model adequacy*)

Terdapat beberapa cara yang dapat digunakan untuk mengetahui apakah *error-correction model* yang diestimasi sudah tepat, yaitu:

- Melakukan tes untuk mengetahui apakah residual yang dihasilkan dari *error-correction model* sudah *white-noise*. Apabila residual *serially correlated*, maka panjang lag yang digunakan mungkin terlalu pendek.
- Koefisien $\alpha_y$ dan $\alpha_z$ yang merupakan koefisien *speed of adjustment*, memiliki implikasi yang cukup signifikan pada dinamika system. Jika terdapat kointegrasi, nilai $\alpha_y$ dan atau $\alpha_z$ tidak sama dengan nol. Sebaliknya jika kedua koefisien tersebut sama dengan nol, tidak terdapat *error correction* ataupun kointegrasi, yang menghasilkan implikasi bahwa model persamaan (3) dan (4) merupakan persamaan VAR dalam *first differences*.
- Untuk memperoleh informasi mengenai interaksi antar variabel yang digunakan di dalam sistem, aplikasi VAR seperti *impulse response* dan *variance decomposition* tetap dapat digunakan.

b) Johansen

Menurut Enders (2004, hal. 348-366), model Engle Granger meletakan dasar bagi pengujian kointegrasi, namun penelitian selanjutnya dapat menutup kekurangan uji Engle-Granger. Uji Johansen mengatasi beberapa kekurangan utama dari uji Engle-Granger, yaitu:

a. Metode Engle-Granger kurang tepat digunakan untuk uji tiga variabel atau lebih, dimana akan terdapat lebih dari satu *cointegrating vector*, karena uji tersebut tidak memiliki prosedur sistematis untuk estimasi *multiple cointegrating vector*.
b. Uji Engle-Granger dilakukan melalui beberapa tahap, dengan tahap pertama merupakan estimasi *residual series* , dan tahap selanjutnya menggunakan residual *series* tersebut ke dalam regresi untuk mendapatkan koefisien $a_1$. Akibatnya, kesalahan pada estimasi tahap pertama akan terbawa pada tahap kedua.

Johansen mengatasi beberapa kekurangan yang dimiliki Engle-Granger. Uji Johansen memperlakukan semua variabel menjadi endogen, sedangkan uji Engle-Granger sangat sensitif terhadap pemilihan variabel dependen. Uji Johansen dilakukan melalui beberapa tahap, yaitu:

- Pengujian apakah semua variabel terintegrasi pada orde yang sama, dan menguji panjang lag menggunakan kriteria yang tersedia (LR atau AIC dan SIC).
- Estimasi model dan menentukan *rank* dari $\pi$
- Analisa *normalized cointegrating vector* dan *speed of adjustment coefficients*.
- Tes *innovation accounting* (*impulse response function* dan *variance decomposition*) dan *causality test* pada *error correction model* yang diestimasi pada tahap kedua.

Berdasarkan Drew dan Chong (2002), kointegrasi dapat menjembatani jarak antara dinamika jangka pendek dengan keseimbangan jangka panjang dari data keuangan, dengan mekanisme *error correction model* untuk "membawa" data tersebut kepada keseimbangan.

## III.6. Uji sensitivitas

Penilaian akan kehandalan suatu model, dapat dilihat berdasarkan respons variabel yang digunakan dalam model tersebut terhadap kejadian yang tidak diinginkan. Selain itu, uji sensitivitas dilakukan untuk menilai seberapa akurat model yang digunakan untuk memprediksi masa depan.

a. *Impulse Response Function* (IRF)

IRF dapat menunjukan efek dari *unpredicted* (*random*) *shock* (yang muncul pada *error term*) terhadap harga indeks saat ini dan di masa depan. Atau, dengan kata lain, IRF melihat efek *shock* suatu standar deviasi dari variabel inovasi terhadap nilai sekarang dan nilai yang akan datang dari variabel-variabel endogen yang terdapat dalam model yang diteliti. IRF diukur dalam satuan waktu yang menghitung lama dari sebuah *series* untuk bereaksi terhadap *shock*. [Glezakos, Merika, Kaligosfiris (2007, hal.34)]

b. *Variance decomposition*

Glezakos, Merika, dan Kaligosfiris (2007) menggunakan analisa dekomposisi varians untuk melihat respons variabel yang sedang diteliti terhadap *shock*. Ketika terdapat *shock* melalui *error term*, dekomposisi varians akan dapat menganalisa efek dari *shock* tersebut terhadap variabel lain di dalam sistem. Selain itu, rentang waktu sampai sejauh mana efek *shock* berpengaruh terhadap variabel tertentu, dapat ditentukan. Dekomposisi varians juga digunakan untuk mengestimasi selisih *error variance* sebelum dan sesudah *shock*.