

VEKTOR AUTO-REGRESI: CATATAN HISTORIS DAN PENGEMBANGAN

Mohtar Rasyid

Universitas Trunojoyo Madura
e-mail: mohtar.rasyid@gmail.com

ABSTRACT

The purpose of this paper is to describe the development of econometric time-series modeling from early development to contemporary issues. Economic structural model begins with the Keynesian macro model with a simple equation system to a system with hundreds of equations. One interesting issue in the econometric modeling of time series stationarity issue is the emergence of the new standards in advanced econometric analysis. The model system with a new approach known as VAR with emphasis in the data: let the data speak (let's Data talk). This model has become the new standard with variations VECM and several derivative models. This paper concludes with a brief discussion of new approaches to discuss the adjustments that are non-linear.

Keyword: econometric modeling, vektor-autoregresion, non-linear adjustment.

PENDAHULUAN

Perkembangan *modeling* makroekonomi menjadi semakin pesat seiring dengan perkembangan ekonometrika, khususnya dalam kajian *time-series econometrics*. Pengembangan teknik co-integrasi telah memecahkan permasalahan klasik dalam model regresi konvensional yaitu : masalah *spurious regression* dan masalah non-stasioneritas dalam data runtun waktu. Beberapa pendekatan mutakhir yang cukup luas digunakan dalam penelitian empiris diantaranya adalah metodologi *general-to-specific* yang diperkenalkan oleh Professor Hendry dari *London School of Economics*(Thomas 1997) dan pendekatan *vector auto-regression* (VAR) yang dikembangkan oleh Christopher A. Sims (1980) sejak awal 1980-an.

Perkembangan model ekonometrika yang cukup pesat ini tidak terlepas dari kemajuan teknik komputasi (diantaranya berupa *software* pengolah data) yang memungkinkan pengolahan data secara lebih efisien serta, tentunya, ketersediaan data ekonomi yang semakin banyak. Dengan kata lain, keterbatasan data saat ini bukanlah menjadi kendala utama bagi ahli ekonometrika sehingga beberapa asumsi model klasik (seperti stasioneritas data) harus diuji secara eksplisit untuk memastikan bahwa fenomena regresi lancung dalam regresi *time series* tidak perlu terjadi. Penghargaan Nobel Ekonomi pada tahun 2003 kepada Professor Robert F. Engle (*New York University*) serta Professor Clive W.J. Granger (*University of California*) menjadi salah satu indikator diakomodasinya secara mendalam pendekatan baru dalam ekonometrika (seperti Model ECM, Model ARCH dan Model VEC dan lain-lain) di berbagai kajian / jurnal ilmiah.

Evolusi perkembangan teknik ekonometrika ini dapat ditelusuri dari beberapa *textbook* ekonometrika yang mulai mengintrodusir secara lebih luas

analisis *time-series* bahkan dalam buku di level pengantar. Sebagai contoh, *textbook* best seller Professor Gujarati (*United Stated Military Academy, West Point*), *Basic Econometrics* yang pada edisi pertama (1978) berakhir pada persamaan simultan, pada edisi baru (Gujarati 2003) berakhir hingga pembahasan mengenai *Vector Auto-Regression*. Buku teks lain yang juga banyak dipakai seperti *Modern Econometrics: An Introduction* karya R. Leighton Thomas (*Manchester Metropolitan University*) juga telah menyinggung Model VAR dalam bab terakhir.

Dalam ranah *macroeconomics-modeling*, khususnya untuk pemodelan lebih dari satu persamaan (*simultaneous equation*) pendekatan VAR akhir-akhir ini sebenarnya sudah banyak digunakan. Salah satu contoh diantara adalah penelitian yang dilakukan oleh Culha (2006) dalam kasus makroekonomi Turki dan Vita dan Kyaw untuk kasus negara sedang berkembang (2007). Di Indonesia sendiri pendekatan VAR juga sudah banyak digunakan, misalnya oleh Nezky (2013) untuk menganalisis pengaruh krisis ekonomi Amerika Serikat terhadap bursa saham dan Perdagangan Indonesia.

Penggunaan yang cukup luas dalam Model VAR ini pada akhirnya menyisakan pertanyaan pokok mengenai latar historis penggunaan VAR dalam model makroekonomi. Selanjutnya bagaimana konstruksi dasar model VAR, permasalahan dalam pendekatan VAR serta aplikasinya dalam kasus ekonomi merupakan hal-hal yang akan dibahas dalam tulisan ini. Pembahasan dibatasi pada konstruksi dasar pemodelan dan tidak merinci detail pemodelan VAR secara menyeluruh.

MULTIVARIATE MAKROEKONOMI: PENDEKATAN KONVENSIONAL

Model makroekonomi multivariate secara umum disusun dalam bentuk model structural dan model *reduced form*. Dalam praktek, model makroekonomi melibatkan sejumlah variabel ekonomi yang tersusun dalam beberapa persamaan. Sebagai contoh, model makro Keynesian yang disusun oleh Lawrence Klein (1950) dengan menggunakan data Amerika Serikat tahun 1921-1941 sebagai berikut :

$$C_t = \alpha_1 + \alpha_2 P_t + \alpha_3 (W + W')_t + \alpha_4 P_{t-1} + u_1 \quad (1.1)$$

$$I_t = \alpha_5 + \alpha_6 P_t + \alpha_7 P_{t-1} + \alpha_8 K_{t-1} + u_2 \quad (1.2)$$

$$W_t = \alpha_9 + \alpha_{10} (Y + T - W')_t + \alpha_{11} (Y + T - W')_{t-1} + \alpha_{12} t + u_3 \quad (1.3)$$

$$Y_t + T_t = C_t + I_t + G_t \quad (1.4)$$

$$Y_t = W_t + W'_t + P_t \quad (1.5)$$

$$K_t = K_{t-1} + I_t \quad (1.6)$$

dimana :

C = pengeluaran untuk konsumsi

I = pengeluaran untuk investasi

G = pengeluaran pemerintah

P = keuntungan usaha

W = pembayaran upah di sektor swasta

W' = pembayaran upah di sektor pemerintah

K = stok barang modal

T = penerimaan pajak

Y = pendapatan nasional
t = waktu

Model persamaan simultan diatas terdiri atas tiga persamaan behavioral (persamaan 1.1 sampai 1.3) dan tiga persamaan identitas (persamaan 1.4 sampai dengan persamaan 1.6). Model diatas diestimasi dengan menggunakan *Two Stage Least Square*. Model persamaan simultan semacam ini telah banyak digunakan oleh peneliti termasuk di Indonesia yang salah satunya oleh Boediono (1979) dengan data triwulan Makroekonomi Indonesia tahun 1969-1976.

Model Boediono terdiri dari 31 persamaan dengan 17 persamaan behavioral, dua persamaan khusus dan 13 persamaan identitas.

Pendekatan lain yang dilakukan oleh para peneliti dalam memecahkan persamaan simultan adalah dengan cara membentuk *reduced form* dari model structural kemudian mengestimasi *reduced form* tersebut secara langsung. Salah satu aplikasinya adalah seperti model *St. Louis* yang diestimasi oleh Anderson dan Jordan (1968) dengan menggunakan data kwartalan Amerika Serikat dari tahun 1952 sampai 1968. Model estimasinya dapat diperhatikan dalam model sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \Delta Y_t = & \gamma_0 + \gamma_1 \Delta M_t + \gamma_2 \Delta M_{t-1} + \gamma_3 \Delta M_{t-2} + \gamma_4 \Delta M_{t-3} \\ & \varphi_1 \Delta E_t + \varphi_2 \Delta E_{t-1} + \varphi_3 \Delta E_{t-2} + \varphi_4 \Delta E_{t-3} + u_t \end{aligned} \quad (1.7)$$

dimana :

ΔY = perubahan dalam GNP nominal
 ΔM = perubahan dalam monetary-base
 ΔE = perubahan deficit belanja negara

Hasil estimasi model dalam persamaan (1.7) dapat ditelusuri dalam Walter Enders (2003)

MASALAH IDENTIFIKASI

Hingga awal dekade 1980-an, model makro ekonomi dibentuk dengan dua pendekatan sebagaimana disinggung sebelumnya yaitu : *model structural* dan model *reduced form*. Walaupun pendekatan konvensional tersebut banyak digunakan dalam praktek, namun secara metodologis pendekatan "lama" tersebut mulai mendapat tantangan.

Adalah Christopher C. Sims (1980) dalam artikelnya yang terkenal yaitu *Macroeconomics and Reality* dapat dipandang sebagai salah seorang pionir dalam pengembangan model persamaan simultan. Pendekatan lama dalam pemecahan persamaan simultan dikritik oleh Sims karena mengandung apa yang disebutnya sebagai "*incredible identification restriction*".

Untuk menggambarkan kondisi ini, misalkan terdapat sistem persamaan simultan dalam kasus keseimbangan pasar sebagai berikut (diadaptasi dari Gujarati, 2004) :

$$Q_t^d = \alpha_0 + \alpha_1 P_t + u_1 \quad (1.8)$$

$$Q_t^s = \beta_0 + \beta_1 P_t + u_2 \quad (1.9)$$

$$Q_t^d = Q_t^s \quad (1.10)$$

Dalam hal ini Q_t^d = kuantitas barang yang diminta, Q_t^s = kuantitas barang yang ditawarkan, P_t = harga barang.

Persamaan (1.8) merupakan menggambarkan fungsi permintaan, sedangkan (1.9) menggambarkan fungsi penawaran. Kondisi keseimbangan (*market clearing*) akan dicapai jika permintaan sama dengan penawaran sebagaimana dinyatakan dalam persamaan (1.10). Secara apriori koefisien α_1 diharapkan negatif sedangkan koefisien β_1 diharapkan positif. Andaikan data kuantitas dan harga telah tersedia dan kita ingin mengestimasi model (1.8) atau model (1.9). Bagaimanapun, estimasi terhadap model dimaksud akan menghadapi permasalahan pelik : kita akan kesulitan untuk mengidentifikasi apakah kita sedang megestimasi fungsi permintaan atau fungsi penawaran.

Untuk melihat permasalahan ini secara formal, kita mulai dengan mensubsitusi persamaan (1.8) dan persamaan (1.9) ke dalam identitas (1.10) sehingga diperoleh :

$$\alpha_0 + \alpha_1 P_t + u_1 = \beta_0 + \beta_1 P_t + u_2 \quad (1.11)$$

penyelesaian untuk P_t adalah :

$$P_t = \frac{\beta_0 - \alpha_0}{\alpha_1 - \beta_1} + \frac{u_2 - u_1}{\alpha_1 - \beta_1} \quad (1.12)$$

$$Q_t = \frac{\alpha_1 \beta_0 - \alpha_0 \beta_1}{\alpha_1 - \beta_1} + \frac{\alpha_1 u_2 - \beta_1 u_1}{\alpha_1 - \beta_1} \quad (1.13)$$

Dengan melakukan re-parameterizes untuk (1.12) dan (1.13) maka dapat disusun persamaan *reduced form* sebagai berikut :

$$P_t = \mu_0 + e_1 \quad (1.14)$$

$$Q_t = \mu_1 + e_2 \quad (1.15)$$

Sekarang menjadi jelas bahwa (dengan mengabaikan unsur gangguan), kita sebenarnya ingin menaksir empat koefisien yaitu $\alpha_0; \alpha_1; \beta_0;$ dan β_1 (persamaan 1.8 dan 1.9), sementara itu kita hanya memiliki dua informasi yaitu μ_0 dan μ_1 dari *reduced form* dalam (1.14) dan (1.15).

Bagaimana cara mengidentifikasi model keseimbangan pasar diatas ? Solusinya adalah kita menambahkan satu variabel eksogen, misalkan (I_t) dalam fungsi permintaan (1.8) sehingga dapat disusun kembali :

$$Q_t^d = \alpha_0 + \alpha_1 P_t + \alpha_2 I_t + u_1 \quad (1.16)$$

dengan fungsi permintaan baru (1.16) lakukan proses yang sama untuk memperoleh *reduced form* yaitu :

$$P_t = \frac{\beta_0 - \alpha_0}{\alpha_1 - \beta_1} - \frac{\alpha_2}{\alpha_1 - \beta_1} I_t + e_1 \quad (1.17)$$

$$Q_t = \frac{\alpha_1 \beta_0 - \alpha_0 \beta_1}{\alpha_1 - \beta_1} - \frac{\alpha_2 \beta_1}{\alpha_1 - \beta_1} I_t + e_2 \quad (1.18)$$

Secara ringkas, (1.17) dan (1.18) dapat ditulis sebagai :

$$P_t = \Pi_0 + \Pi_1 I_t + e_1 \quad (1.19)$$

$$Q_t = \Pi_2 + \Pi_3 I_t + e_2 \quad (1.20)$$

Jika kita melakukan estimasi OLS terhadap model (1.19) dan (1.20) maka kita akan memperoleh koefisien fungsi penawaran β_0 dan β_1 adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \beta_0 &= \Pi_2 - \beta_1 \Pi_0 \\ \beta_1 &= \frac{\Pi_3}{\Pi_1} \end{aligned} \quad (1.21)$$

Dari uraian ini dapat disimpulkan bahwa fungsi penawaran dapat teridentifikasi karena tidak memasukkan variabel eksogen I_t dalam fungsi penawaran. Atau secara teknis fungsi permintaan dan penawaran dapat ditulis kembali :

$$\begin{aligned} Q_t^d &= \alpha_0 + \alpha_1 P_t + \alpha_2 I_t + u_1 \\ Q_t^s &= \beta_0 + \beta_1 P_t + \beta_2 I_t + u_2 \end{aligned} \quad (1.22)$$

Fungsi penawaran dapat teridentifikasi apabila variabel eksogen I_t tidak dimasukkan dalam model fungsi penawaran atau kita merestriksi bahwa koefisien $\beta_2 = 0$. Paralel dengan pembahasan tersebut, fungsi permintaan akan teridentifikasi hanya jika tidak memasukkan variabel eksogen yang muncul dalam fungsi penawaran.

Secara umum dapat dinyatakan bahwa identifikasi fungsi permintaan dan penawaran dalam model keseimbangan pasar dapat tercapai apabila para produsen tidak bereaksi terhadap pergeseran (*shifting*) kurva permintaan dalam menentukan jumlah barang yang ditawarkan. Sebaliknya, konsumen tidak memperdulikan pergeseran penawaran dalam menentukan permintaannya. Restriksi semacam ini kerap muncul atas dasar pertimbangan teknis belaka (yaitu : supaya mencapai syarat identifikasi) dan tidak muncul dari teori dasar.

Dengan cara yang sama, Thomas (1997) menjelaskan fenomena ini sebagai berikut. Elemen dasar dalam dari pendekatan konvensional adalah memilah beberapa variabel dalam dua kelompok besar yaitu, variabel-variabel yang dikelompokkan sebagai variabel *endogenous* serta kelompok variabel yang diberlakukan sebagai *exogenous*. Berdasarkan pemilahan tersebut, estimasi yang konsisten dari tiap persamaan memungkinkan untuk diperoleh setelah sebelumnya masalah identifikasi ditentukan secara tepat. Salah satu cara agar sistem persamaan teridentifikasi secara tepat adalah dengan cara

menghilangkan satu variabel dari model. Sebagai contoh perhatikan model berikut :

$$W = \alpha + \beta P + \gamma E + u \quad (1.23)$$

$$P = \lambda + \mu W + v \quad (1.24)$$

Dalam hal ini, W dan P adalah persentase tingkat upah dan inflasi harga, E adalah *excess demand* dalam pasar tenaga kerja. Sementara E disebut sebagai variabel eksogen, W dan P masing-masing disebut sebagai variabel endogen.

Persamaan (1.24) adalah teridentifikasi karena karena tidak berisi variabel E . Tidak dimasukkannya sebuah variabel dalam persamaan dapat dinyatakan sebagai pemberian restriksi nol (*zero-restriction*) terhadap parameternya. Dalam hal ini, parameter dari variabel yang tidak dimasukkan direstriksi menjadi nol.

Selama dekade 1970-an, gagasan mengenai hal tersebut diatas diaplikasikan untuk membangun model makroekonomi skala besar untuk perekonomian negara barat. Salah satu contohnya adalah Treasury Model di Inggris dan Wharton Model di Amerika Serikat. Hanya saja, model yang berisi ratusan persamaan itu gagal dalam mencapai tujuan utamanya – memberi pemerintah dengan berbagai peramalan (*forecasting*). Kegagalan inilah yang menyebabkan Sims pada tahun 1980-an mempertanyakan penerapan praktis ekonometrika tradisional.

Sims memandang bahwa restriksi yang diberikan dalam persamaan simultan sebagai sesuatu yang arbitrer dan tidak kredibel. Sims juga sangat skeptis bahwa pemilahan endogen – eksogen diperlukan agar supaya model dapat diestimasi. Dalam praktik, pemilahan tersebut cenderung menjadi arbitrer dan tergantung pada ukuran dari model. Sebagai contoh, dalam model yang sebelumnya kita memberlakukan variabel E sebagai eksogen. Akan tetapi dalam makro model yang lebih menyeluruh, E dianggap endogen dan memungkinkan berkorelasi dengan unsur gangguan dalam persamaan upah atau persamaan (1.23).

Masalah identifikasi dalam persamaan simultan ini sebenarnya bukan masalah baru dari dunia ekonometrika. Jauh sebelum era Sims, kritik terhadap persamaan simultan juga telah lontarkan oleh T.C. Liu pada tahun 1960 dalam artikelnya “Under identification, structural estimation and forecasting” (*Econometrica*, 28). Liu berpendapat bahwa dalam kenyataannya hubungan ekonomi melibatkan lebih banyak variabel dibandingkan dengan yang biasa muncul dalam persamaan ekonometris, sehingga pengabaian variabel yang relevan dalam persamaan merupakan langkah yang menyesatkan (*spurious way*) dalam pemenuhan identifikasi. (Thomas, 1997: p.219)

Kritik selanjutnya adalah, meskipun terdapat beberapa cara yang dapat digunakan untuk menentukan identifikasi suatu persamaan, hal ini sangat tergantung pada pembedaan dan jelas antara variabel endogen dan eksogen. Bagaimanapun, pemilahan secara ketat antara eksogen dan endogen dalam kenyataannya adalah sesuatu yang mustahil. Suatu variabel yang dinyatakan sebagai eksogen dalam suatu persamaan, bisa jadi merupakan variabel endogen dalam persamaan yang lebih luas.

PROBLEM DALAM REDUCED FORM: FEEDBACK EFFECT

Permasalahan yang muncul dalam pemodelan makroekonomi dengan type *reduced form* sebagaimana dicontohkan dalam Model St. Louis pada persamaan (1.7) adalah bahwa adanya kemungkinan *feedback effect* dari

variabel eksogen di sisi sebelah kanan persamaan terhadap variabel endogen di sisi kiri persamaan. Mengacu pada model tersebut, secara eksplisit dapat ditunjukkan misalnya perubahan dalam jumlah uang dan belanja pemerintah berpengaruh terhadap perubahan GNP nominal, namun demikian diasumsikan bahwa perubahan GNP nominal tidak memiliki efek balik terhadap perubahan uang maupun perubahan belanja. Padahal jika batasan ini dilonggarkan maka dapat saja dibuktikan bahwa perubahan GNP nominal memiliki efek terhadap perubahan uang maupun perubahan belanja pemerintah.

Isu mengenai *feedback effect* ini dalam ekonometrika dikenal sebagai *exogeneity*. Permasalahan ini agak mirip dengan fenomena kausalitas dalam variabel ekonomi yang untuk kali pertama diperkenalkan oleh Granger (1969). Kausalitas dalam variabel ekonomi juga diperkenalkan oleh Sims. Kausalitas ala Granger dapat dipandang sebagai bentuk uji *block exogeneity*

Apa yang ingin disampaikan dalam diskusi pada bagian ini adalah bahwa *reduced form* dengan persamaan tunggal sebagaimana disajikan dalam Model St. Louis relatif tidak mencukupi jika sebelumnya tidak dilakukan uji *exogeneity* untuk variabel perubahan jumlah uang beredar dan belanja pemerintah. Kecuali, ada jaminan bahwa sisi sebelah kanan persamaan adalah benar-benar eksogen, model semacam (1.7) masih harus dikaji keabsahannya secara metodologis.

SOLUSI SIMS UNTUK SISTEM PERSAMAAN SILMULTAN: MODEL VAR

Dalam pendekatan Sims, pemilahan antara variabel endogen dengan variabel eksogen diabaikan. Secara efektif, seluruh variabel diberlakukan sebagai endogenous. Lebih jauh, setidaknya tidak ada restriksi nol dalam model. Dengan demikian masing-masing persamaan memiliki jumlah regresor yang sama. Formulasi umum model VAR dapat disusun sebagai berikut :

$$z_t = \sum_{i=1}^k A_i z_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1.25)$$

Dimana z_t adalah vektor kolom dari observasi saat t dari keseluruhan dalam model, sementara ε_t adalah vector kolom unsur gangguan yang acak, yang mana dapat berkorelasi (*contemporaneously correlated*) antara satu dengan lainnya akan tetapi diasumsikan tidak berkorelasi antar waktu. Adapun A_i adalah matrik parameter, yang mana keseluruhannya adalah tidak nol.

Persamaan (1.25) akan lebih baik jika dinyatakan dalam bentuk persamaan aljabar model tiga persamaan dengan maksimum *lag* $k = 2$ periode. Dengan demikian dapat ditulis :

$$\begin{aligned} w_t &= a_{11}w_{t-1} + a_{12}x_{t-1} + a_{13}y_{t-1} + b_{11}w_{t-2} + b_{12}x_{t-2} + b_{13}y_{t-2} + \varepsilon_{1t} \\ x_t &= a_{21}w_{t-1} + a_{22}x_{t-1} + a_{23}y_{t-1} + b_{21}w_{t-2} + b_{22}x_{t-2} + b_{23}y_{t-2} + \varepsilon_{2t} \\ y_t &= a_{31}w_{t-1} + a_{32}x_{t-1} + a_{33}y_{t-1} + b_{31}w_{t-2} + b_{32}x_{t-2} + b_{33}y_{t-2} + \varepsilon_{3t} \end{aligned} \quad (1.26)$$

Dalam persamaan diatas, vector z_t dan ε_t masing-masing adalah :

$$z_t = \begin{pmatrix} w_t \\ x_t \\ y_t \end{pmatrix}, \quad \varepsilon_t = \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \end{pmatrix}$$

sementara itu untuk $k = 2$, terdapat dua matrik 3×3 A_i

$$A_1 = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}, \quad A_2 = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{pmatrix}$$

Dari persamaan sebelumnya dapat diketahui bahwa masing-masing variabel dalam model VAR tergantung pada seluruh variabel lainnya dengan struktur lag yang juga sama. Dalam hal ini tidak ada *zero restriction* yang diberlakukan sehingga parameter a dan b setidaknya adalah tidak sama dengan nol. Sebagaimana nampak pada persamaan (1.26) bahwa tidak ada satupun variabel yang terukur dalam periode saat ini (*current variables*). Jika *current variables* dimasukkan dalam sisi sebelah kiri persamaan dimaksud, maka model dalam persamaan (1.26) akan menjadi model persamaan simultan dengan x , y dan w semuanya adalah endogen. Dengan demikian model VAR dapat dinyatakan sebagai bentuk *reduce-form* dari model structural dimana tidak terdapat variabel yang bersifat eksogen.

Dalam praktek, unsur intersep, variabel dummy dan mungkin variabel *deterministic time trend* kadang ditambahkan dalam persamaan. Permasalahan lain yang berkaitan dengan penggunaan VAR adalah menentukan jumlah variabel yang dimasukkan serta jumlah maksimum lag yang akan disertakan. Sebagai contoh, misalkan kita memiliki model tujuh persamaan dengan lag maksimum sebesar 4 periode, maka untuk setiap persamaannya kita membutuhkan 28 regressors. Dengan jumlah sampel yang relatif sedikit, maka estimasi yang tepat menjadi tidak mungkin. Karena alasan ini, biasanya variabel yang disertakan serta jumlah lag yang digunakan dibatasi. Dalam praktek, lag yang cukup dapat menjamin tidak adanya autokorelasi antar residual dalam keseluruhan persamaan. Disamping itu, kombinasi antara autokorelasi dan variabel *lag-dependent* akan menyebabkan permasalahan estimasi.

Formulasi VAR memiliki beberapa keuntungan. Sebagai misal, karena keseluruhan regressor adalah variabel lag, dia dapat diasumsikan *contemporaneously un-correlated* dengan unsur gangguan. Sehingga setiap persamaan dapat diestimasi dengan menggunakan OLS. Selain itu penggunaan VAR sangat mudah digunakan untuk keperluan peramalan. Sebagai contoh, katakanlah kita ingin mengestimasi nilai w_{t+1} atas dasar persamaan (1.26), yaitu persamaan yang pertama :

$$\hat{w}_{t+1} = \hat{a}_{11}w_t + \hat{a}_{12}x_t + \hat{a}_{13}y_t + \hat{b}_{11}w_{t-1} + \hat{b}_{12}x_{t-1} + \hat{b}_{13}y_{t-1} \quad (1.27)$$

Berdasarkan persamaan diatas, untuk mengestimasi w_{t+1} , hanya dibutuhkan nilai sekarang dan masa lalu dari variabel dalam model, dan ini tentunya telah tersedia. Tentunya hal ini sangat berbeda jika kita menggunakan persamaan regresi standard untuk kasus ini, misal :

$$\hat{w}_t = \hat{k}_1x_t + \hat{k}_2y_t + \hat{k}_3w_{t-1} \quad (1.28)$$

Dalam persamaan (1.28) ditunjukkan bahwa terdapat nilai sekarang x dan y dalam sisi kanan persamaan. Implikasinya adalah, untuk mengetahui nilai masa yang akan datang dari w atau w_{t+1} , kita harus mendapatkan informasi mengenai nilai masa depan dari variabel x dan y (x_{t+1} dan y_{t+1}). Artinya, ketepatan peramalan sangat tergantung kepada ketepatan peramalan terhadap x_{t+1} dan y_{t+1} .

Model VAR juga dapat digunakan dalam analisis kebijakan. Dalam hal ini, kita menggunakan analisis efek random shock terhadap berbagai variabel dalam model. Random shocks ditunjukkan melalui perubahan tiba-tiba dalam unsur gangguan.

PRIMITIVE DAN STANDARD MODEL

Sebagaimana disinggung pada bagian sebelumnya, bahwa jika kita tidak yakin akan eksogenitas variabel dalam analisis multivariat, maka kita dapat menyusun model yang mengadopsi kemungkinan adanya *feedback effect* melalui Model VAR. Sebagai contoh, untuk kasus dua variabel stasioner dan *time lag* sebesar 1 ; kita dapat menyusun model sebagai berikut :

$$y_t = b_{10} - b_{12}z_t + \gamma_{11}y_{t-1} + \gamma_{12}z_{t-1} + \varepsilon_{yt} \quad (2.1)$$

$$z_t = b_{20} - b_{21}y_t + \gamma_{21}y_{t-1} + \gamma_{22}z_{t-1} + \varepsilon_{zt} \quad (2.2)$$

Persamaan (2.1) dan (2.2) dapat dinyatakan secara sederhana dalam bentuk matriks sebagai berikut :

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

atau :

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

$$\text{dimana : } B = \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix}, \quad x_t = \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix}, \quad \Gamma_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix}, \quad \Gamma_1 = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix}, \quad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix}$$

kalikan kedua sisi dengan matriks invers B, yaitu B^{-1} kita akan memperoleh :

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + e_t \quad (2.3)$$

dalam hal ini : $A_0 = B^{-1}\Gamma_0$ $A_1 = B^{-1}\Gamma_1$ $e_t = B^{-1}\varepsilon_t$

melalui proses reparameterize, kita dapat menyatakan persamaan (2.3) sebagai berikut :

$$y_t = a_{10} + a_{11}y_{t-1} + a_{12}z_{t-1} + e_{1t} \quad (2.4)$$

$$z_t = a_{20} + a_{21}y_{t-1} + a_{22}z_{t-1} + e_{2t} \quad (2.5)$$

dalam hal ini :

$$e_{1t} = (\varepsilon_{yt} - b_{12}\varepsilon_{zt})/(1 - b_{12}b_{21}) \quad \text{dan} \quad e_{2t} = (\varepsilon_{zt} - b_{21}\varepsilon_{yt})/(1 - b_{12}b_{21}) \quad (2.6)$$

Dalam terminologi VAR, persamaan (2.1) dan persamaan (2.2) dikenal sebagai primitive model, sedangkan bentuk *reduced form* dalam persamaan (2.4) dan (2.5) dikenal sebagai standard model. Bentuk model *reduced form* merupakan model yang diestimasi dengan OLS.

STABILITAS SISTEM

Point penting dalam analisis VAR adalah kondisi stabilitas. Dalam model autoregressive sederhana yaitu : $y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + e_t$ syarat stabilitas dapat dipenuhi jika koefisien a_1 adalah lebih kecil dari nol secara absolute. Kondisi

stabil mengacu pada konvergensi persamaan akibat adanya shock. Untuk sistem VAR, kondisi stabilitas dapat dipenuhi sebagai berikut. Misalkan kita menyatakan kembali model standard dengan menggunakan lag operator L , maka kita peroleh :

$$y_t = a_{10} + a_{11}Ly_t + a_{12}Lz_t + e_{1t}$$

$$z_t = a_{20} + a_{21}Ly_t + a_{22}Lz_t + e_{2t}$$

atau

$$(1 - a_{11}L)y_t = a_{10} + a_{12}Lz_t + e_{1t}$$

$$(1 - a_{22}L)z_t = a_{20} + a_{21}Ly_t + e_{2t}$$

Solusi untuk y_t dan z_t masing-masing adalah :

$$y_t = \frac{a_{10}(1 - a_{22}) + a_{12}a_{20} + (1 - a_{22}L)e_{1t} + a_{12}e_{2t-1}}{(1 - a_{11}L)(1 - a_{22}L) - a_{12}a_{21}L^2} \quad (2.7)$$

$$z_t = \frac{a_{20}(1 - a_{11}) + a_{21}a_{10} + (1 - a_{11}L)e_{2t} + a_{21}e_{1t-1}}{(1 - a_{11}L)(1 - a_{22}L) - a_{12}a_{21}L^2} \quad (2.8)$$

Konvergensi akan dicapai baik untuk persamaan (2.7) maupun dalam persamaan (2.8) jika inverse akar dari polynomial $(1 - a_{11}L)(1 - a_{22}L) - a_{12}a_{21}L^2$ harus lebih kecil dari satu dalam absolute (*must lie inside the unit circle*).

CHOLESKI DECOMPOTITION

Apabila kita ingin mengestimasi model primitive, maka cara yang biasa dilakukan adalah mengestimasi *reduced form* (model standard) dalam persamaan (2.4) dan (2.5). Akan tetapi perlu diingat bahwa model primitive memiliki 10 parameter yaitu : dua koefisien intersept (b_{10} dan b_{20}); empat koefisien autoregressive (γ_{11} , γ_{12} , γ_{21} dan γ_{22}) dua koefisien *feedback* (b_{12} dan b_{21}) dan dua standard deviasi yaitu : σ_y dan σ_z . Sementara itu dari model standard kita hanya mendapatkan sembilan koefisien yaitu : a_{10} , a_{20} , a_{11} , a_{12} , a_{21} dan a_{22} ; dan dua koefisien lain yaitu : $\text{var}(e_{1t})$, $\text{var}(e_{2t})$ dan $\text{cov}(e_{1t}, e_{2t})$. Untuk mengatasi masalah ini Sims menyarankan agar salah satu dari *feedback effect* diasumsikan sama dengan nol, misalkan : $b_{21} = 0$ sehingga model primitive jika disusun kembali akan berbentuk :

$$y_t = b_{10} - b_{12}z_t + \gamma_{11}y_{t-1} + \gamma_{12}z_{t-1} + \varepsilon_{yt} \quad (2.9)$$

$$z_t = b_{20} + \gamma_{21}y_{t-1} + \gamma_{22}z_{t-1} + \varepsilon_{zt} \quad (2.10)$$

Dengan demikian kita dapat menyusun kembali hubungan antara shock dalam primitive model dengan residual dari standard model sebagai :

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

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

Sehingga kita dapat menghitung :

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

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

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

Dekomposisi residual dalam bentuk seperti ini dalam terminology VAR dikenal sebagai Cheloski Decomposition.

IMPULSE RESPONSE FUNCTION

Salah satu analisis penting dalam pemodelan VAR adalah menyusun *impulse response function* yang pada dasarnya adalah mengukur dampak adanya shock (dalam model kita adalah ε_{yt} dan ε_{zt}) terhadap sistem. Vector Auto Regression secara prinsip dapat disusun dalam Vector Moving Average (VMA). Kembali ke model dasar, misalkan kita nyatakan model VAR sederhana dalam bentuk matriks sbb :

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{10} \\ a_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Solusi untuk (2.11) dalam matriks adalah :

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y} \\ \bar{z} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} e_{1t-i} \\ e_{2t-i} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Persamaan (2.6) kita dapat nyatakan :

$$\begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix} = \frac{1}{1 - b_{12}b_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Substitusikan (2.13) ke dalam (2.12) sehingga kita dapat menyusun :

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y} \\ \bar{z} \end{bmatrix} + \frac{1}{1 - b_{12}b_{21}} \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt-i} \\ \varepsilon_{zt-i} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Selanjutnya kita mendefinisikan :

$$\phi_i = \frac{A_1^i}{1 - b_{12}b_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix}$$

Akhirnya kita dapat menyatakan (2.14) dalam bentuk :

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y} \\ \bar{z} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} \phi_{11}(i) & \phi_{12}(i) \\ \phi_{21}(i) & \phi_{22}(i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{y_{t-i}} \\ \varepsilon_{z_{t-i}} \end{bmatrix}$$

atau kita nyatakan dalam bentuk *moving average* sederhana sebagai berikut :

$$x_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i \varepsilon_{t-i} \quad (2.15)$$

Koefisien ϕ_i dapat digunakan untuk menyelidiki efek ε_{yt} dan ε_{zt} terhadap keseluruhan jalur waktu atau *path* dari y_t dan z_t .

KAUSALITAS GRANGER

Model VAR sebagaimana dijelaskan dalam pembahasan sebelumnya dapat digunakan untuk menguji adanya kausalitas antar variabel. Dalam model dua persamaan dengan lag sebanyak satu, kita dapat menyatakan bahwa y_t tidak menyebabkan (*Grangercause*) z_t hanya dan hanya jika koefisien $a_{21}(L)$ adalah sama dengan nol. Asalkan semua variabel adalah stasioner maka, pengujian F dapat diterapkan untuk mengecek kausalitas y_t terhadap z_t dengan batasan (hipotesis nol) : $a_{21}(1) = 0$ atau $a_{21}(1) = a_{21}(2) = a_{21}(3) = \dots a_{21}(p) = 0$ untuk lag sebanyak p . Untuk data non stasioner, kita dapat menyusun VAR dalam bentuk *first difference* terlebih dahulu :

$$\begin{aligned} \Delta y_t &= a_{12} \Delta y_{t-1} + b_{12} \Delta z_{t-1} + e_{1t} \\ \Delta z_t &= a_{21} \Delta y_{t-1} + b_{22} \Delta z_{t-1} + e_{2t} \end{aligned} \quad (2.16)$$

COINTEGRATION DAN ERROR CORRECTION

Banyak dari variabel makroekonomi runtun waktu tidak memenuhi asumsi stasioneritas dalam level. Untuk menyusun VAR, kita dapat membentuk model dengan komponen variabel pada *first difference* sebagaimana dalam model (2.16) dan kita memperoleh relasi jangka pendek antar variabel. Namun demikian kita dapat menyusun model koreksi kesalahan (*error correction*) apabila variabel yang kita uji tidak stasioner dalam level namun stasioner dalam *first difference* dan berkointegrasi. Kointegrasi untuk variabel yang stasioner pada derajat pertama disimbolkan dengan $C(1,1)$. Dengan kata lain kita dapat membentuk suatu sistem persamaan dengan menyusun model koreksi kesalahan yang dikenal sebagai *Vector Error Correction Model* (VECM). Untuk melihat hubungan antara kointegrasi dengan koreksi kesalahan, kembali kita menyusun model VAR sederhana sebagai berikut :

$$y_t = a_{11} y_{t-1} + a_{12} z_{t-1} + e_{y_t} \quad (2.17)$$

$$z_t = a_{21} y_{t-1} + a_{22} z_{t-1} + e_{z_t} \quad (2.18)$$

dengan menggunakan *lag operator* dua persamaan diatas dapat ditulis sebagai berikut :

$$(1 - a_{11}L)y_t - a_{12}Lz_t = e_{y_t} - a_{21}Ly_t + (1 - a_{22}L)z_t = e_{z_t}$$

versi matriks persamaan diatas adalah :

$$\begin{bmatrix} (1-a_{11}L) & -a_{12}L \\ -a_{21}L & (1-a_{22}L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix}$$

solusi untuk y_t dan z_t adalah :

$$y_t = \frac{(1-a_{22}L)e_{yt} + a_{12}Le_{zt}}{(1-a_{11}L)(1-a_{22}L) - a_{12}a_{21}L^2} \quad (2.19)$$

$$z_t = \frac{a_{21}Le_{yt} + (1-a_{11}L)e_{zt}}{(1-a_{11}L)(1-a_{22}L) - a_{12}a_{21}L^2} \quad (2.20)$$

Kedua persamaan (2.19) dan (2.20) memiliki *inverse characteristic* yang sama yaitu : $(1-a_{11}L)(1-a_{22}L) - a_{12}a_{21}L^2$. Dengan mendefinisikan *characteristic roots* sebagai $\lambda = 1/L$ dan menyamakan dengan nol maka kita memiliki persamaan *characteristic* sebagai berikut:

$$\lambda^2 - (a_{11} + a_{22})\lambda + (a_{11}a_{22} - a_{12}a_{21}) = 0 \quad (2.21)$$

Beberapa point penting yang harus diperhatikan kaitannya dengan jalur waktu dari y_t dan z_t adalah sebagai berikut :

1. Jika kedua akar (λ_1, λ_2) berada dalam *unit circle*, maka (2.19) dan (2.20) menghasilkan solusi yang stabil bagi y_t dan z_t . Variabel tidak dapat berkointegrasi pada $CI(1,1)$ jika keduanya sudah stasioner
2. Jika salah satu akar berada diluar *unit circle* maka solusinya bersifat eksplosif. Tak satupun variabel dalam *first difference* yang stasioner sehingga tidak dapat memenuhi $CI(1,1)$. Jika kedua akar adalah satu, maka *second difference* masing-masing variabel akan stasioner, namun tidak dapat memenuhi $CI(1,1)$.
3. Agar sekuel y_t dan z_t memenuhi $CI(1,1)$ maka salah satu dari *characteristic roots* harus sama dengan satu dan akar yang lain harus lebih kecil dari satu secara absolute. Sebagai misal : $\lambda_1 = 1$ maka persamaan (2.19) akan menjadi :

$$y_t = \left[(1-a_{22}L)e_{yt} + a_{12}Le_{zt} \right] / \left[(1-L)(1-\lambda_2L) \right]$$

Kalikan dengan $(1-L)$ maka akan diperoleh :

$$(1-L)y_t = \Delta y_t = \left[(1-a_{22}L)e_{yt} + a_{12}Le_{zt} \right] / \left[1-\lambda_2L \right]$$

yang akan stasioner jika $|\lambda_2| < 1$

VECM DENGAN METODE ENGLE-GRANGER

Salah satu pendekatan dalam Model Vector Error Correction adalah penggunaan metode yang diperkenalkan oleh Engle-Granger. Secara singkat langkah-langkahnya (masih tetap dengan kasus dua variabel z_t dan y_t) dapat diperhatikan sebagai berikut :

1. Ujilah stasioneritas data dari tiap variabel yang akan diuji. Jika semua variabel sudah stasioner maka lakukan estimasi dengan melakukan model VAR standard. Uji ini juga diperlukan untuk mengetahui derajat integrasi yang mungkin terjadi.

2. Jika dalam langkah pertama terbukti bahwa y_t dan z_t stasioner dalam *first difference* atau $I(1)$ maka lakukan estimasi regresi relasi jangka panjang misalnya sebagai berikut :

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 z_t + e_t \quad (2.22)$$

Untuk memastikan adanya kointegrasi, ujilah bahwa *error term* dari (2.22) adalah stasioner. Prosedur Dickey-Fuller (DF) dapat digunakan untuk ini, yaitu :

$$\Delta \hat{e}_t = \rho \hat{e}_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.23)$$

3. Jika dalam pengujian *error term* adalah stasioner maka kita telah memastikan bahwa dua series adalah berkointegrasi dengan derajat (1,1). Selanjutnya lakukan estimasi model *error correction* sebagai berikut :

$$\left[\Delta y_t = \alpha_1 + \alpha_y \hat{e}_{t-1} + \sum_{i=1} \alpha_{11}(i) \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1} \alpha_{12}(i) \Delta z_{t-i} + \varepsilon_{yt} \right] \quad (2.24)$$

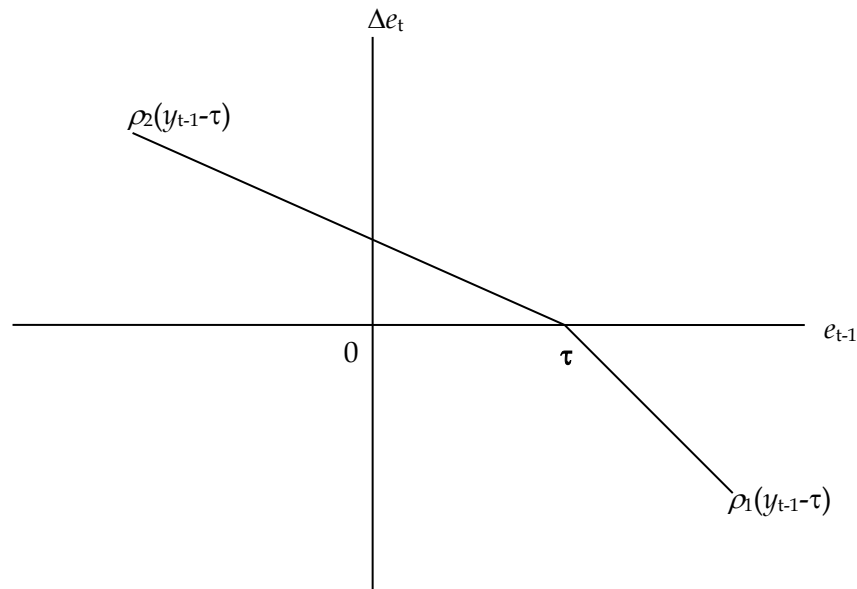
$$\Delta z_t = \alpha_2 + \alpha_z \hat{e}_{t-1} + \sum_{i=1} \alpha_{21}(i) \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1} \alpha_{22}(i) \Delta z_{t-i} + \varepsilon_{zt} \quad (2.25)$$

NONLINEAR ERROR CORRECTION

Salah satu variasi dari model *error correction* dikembangkan oleh Enders dan Granger (1998) adalah *Momentum Threshold Autoregressive* (M-TAR). Model ini merupakan perluasan dari *error correction* yang membatasi pada penyesuaian atau *adjusted* yang bersifat linear. Perhatikan misalnya dalam metodologi Dickey-Fuller, persamaan (2.23) dapat diperluas sebagai berikut :

$$\Delta \hat{e}_t = I_t \rho_1 (\hat{e}_{t-1} - \tau) + (1 - I_t) \rho_2 (\hat{e}_{t-1} - \tau) + \varepsilon_t \quad (2.26)$$

$$I_t = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta \hat{e}_{t-1} > 0 \\ 0 & \text{if } \Delta \hat{e}_{t-1} \leq 0 \end{cases} \quad (2.27)$$



Gambar 1,
Diagram Phase untuk Threshold Autoregressive Model

Sambil lalu diperhatikan bahwa jika $\rho_1 = \rho_2$ dalam (2.26) akan sama dengan persamaan (2.23). Dalam hal ini, τ merupakan nilai threshold yang nilainya diestimasi terlebih dahulu. Apabila $\rho_1 \neq \rho_2$ dan fenomena non-linear dapat dibuktikan, maka kita dapat mengajukan alternatif model (2.24) dan (2.25) sebagai berikut :

$$\Delta y_t = I_t \rho_{1y} (\hat{e}_{t-1} - \tau) + (1 - I_t) \rho_{2y} (\hat{e}_{t-1} - \tau) + \sum_{i=1} \alpha_{11}(i) \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1} \alpha_{12}(i) \Delta z_{t-i} + \varepsilon_{yt} \quad (2.28)$$

$$\Delta z_t = I_t \rho_{1z} (\hat{e}_{t-1} - \tau) + (1 - I_t) \rho_{2z} (\hat{e}_{t-1} - \tau) + \sum_{i=1} \alpha_{21}(i) \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1} \alpha_{22}(i) \Delta z_{t-i} + \varepsilon_{zt} \quad (2.29)$$

Dalam kerangka VECM, model yang cukup populer digunakan adalah Momentum Theshold VECM yang kali pertama diperkenalkan oleh Enders dan Siklos (2001) dalam artikel "Cointegration and Theshold Adjustment" (*Journal of Bussiness and Economics Statistics* 19, p.166-76). Dalam artikel tersebut peneliti menggunakan contoh aplikasi kointegrasi antara suku bunga jangka panjang dan jangka pendek di AS.

REFERENCES

Culha, Ali Askin. *A Structural VAR Analysis of the Determination of Capital Flow into Turkey*. Central Bank Review, Istanbul: Central Bank of The Republic of Turkey, 2006.

Enders, and Granger. "Unit Root Test and Asymmetric Adjustment With an Examples Using The Term Structure of Interest Rate." *Journal of Business and Economics*, 1998.

Enders, and Siklos. "Cointegrations and Threshold Adjustment." *Journal Bussiness and Economic Statistics*, 2001: 166-176.

Enders, Walter. *Applied Econometrics Time Series*. New York: Wiley & Sons, 2003.

Gujarati, Damodar N. *Basic Econometrics. Fourth Edition*. New York: McGraw Hill, 2003.

Nezky, Mita. "Pengaruh Krisis Ekonomi Amerika Serikat Terhadap Bursa Saham dan Perdagangan Indonesia." *Bukelin Ekonomi Moneter dan Perbankan*, 2013: 89-103.

Sims, C.A. "Macroeconomics and Reality." *Econometrica*, 1980: 1-48.

Thomas, R.L. *Modern Econometrics, An Introductions*. Essex: Addison Wesley Longman Limeted, 1997.

Vita, Glauco De, and KS Kyaw. "Determinant of Capital Flows to Developing Countries: A Structural VAR Analysis." *Journal of Economic Studies*, 2007: 304-322.