BAB 3
METODE PENELITIAN

Dalam tesis ini penulis ingin mengetahui respon antar variabel secara simultan dan dinamik, sehingga metode analisis yang dipilih menggunakan pendekatan *Vector Autoregression* (VAR). Variabel-variabel yang dipergunakan dalam penelitian ini umumnya sama dengan variabel yang digunakan sebelumnya yaitu cadangan devisa, jumlah uang beredar, tingkat pendapatan, ekspor, impor, dan investasi asing.

3.1 Latar Belakang Vector Autoregression (VAR)

Vector Autoregression (VAR) dikemukakan kali pertama oleh Christopher Sims (1980). Sims mengembangkan model ekonometri dengan mengabaikan pengujian asumsi secara apriori. VAR dikembangkann oleh Sims sebagai kritik atas metode simultan. Jumlah variabel yang besar dan klasifikasi endogen dan eksogen pada metode simultan merupakan dasar dari kritik tersebut. Menurut Sims, jika memang simultan pada suatu kelompok variabel seharusnya semua variabel mempunyai posisi yang sama. Konsekusensinya variabel-variabel dalam persamaan simultan tersebut sulit dibedakan antara endogen dan eksogen. Berdasarkan kondisi tersebut Sims mulai meragukan eksistensi dari variabel eksogen (Gujarati: 2003, 746).

Variabel eksogen merupakan representasi dari goncangan ekonomi eksternal yang terdapat di luar persamaan. Eksogenitas (*exogenity*) dikemukakan kali pertama oleh Tinbergen dari Eramus University Belanda pada tahun 1937. Eksogenitas digunakan untuk meningkatkan kekuatan deskripsi sebuah model ekonometri tanpa menambah jumlah persamaan yang diestimasi.

Pada metode VAR memperlakukan seluruh variabel secara simetris tanpa mempermasalahkan variabel dependen dan independen (Sims dalam Gujarati, 2003: 848). Atau dengan kata lain model ini memperlakukan seluruh variabel sebagai variabel endogen. VAR sering dianggap sebagai pendekatan yang tidak mendasarkan pada teori ekonomi tertentu (*atheoritical*).

Kelahiran VAR tidak terlepas dari kritik terhadap model simultan oleh beberapa peneliti yang kemudian memberi inspirasi kepada Sims. Dimulai dari kritik masalah kausalitas yang dikemukakan oleh Granger (1969) yang mengemukakan penolakan terhadap apriori teoritis sebagai sarana menetapkan variabel eksogen, melainkan harus melalui pengujian statistik terlebih dahulu dengan uji kausalitas. Kritik paradigmatik dikemukakan oleh Lucas (1978) yang menyatakan bahwa penggunaan variabel yang besar dalam model ekonometri menunjukkan adanya kebingungan dalam menetapkan variabel-variabel pokok.

Kritik-kritik tersebut memberikan inspirasi kepada Sims untuk mengembangkan model VAR. Sims menawarkan model VAR yang sederhana dan menggunakan jumlah variabel yang minimalis, dengan variabel independennya adalah kelambanan (*lag*) dan semua variabel diklasifikasikan sebagai variabel endogen.

Namun demikian penggunaan metode VAR masih menyisakan beberapa kelemahan diantaranya: (1) penentuan banyaknya lag yang menimbulkan masalah baru dalam proses estimasi; (2) model VAR bersifat apriori atau mengolah data tanpa memanfaatkan teori ekonomi yang ada; (3) semua variabel yang digunakan dalam VAR harus stasioner, jika belum harus ditransformasikan terlebih dahulu agar stasioner.

3.2 Metode Vector Autoregression (VAR)

Enders (2004) menjelaskan, ketika peneliti tidak memiliki kepastian untuk menentukan bahwa suatu variabel adalah eksogen, maka suatu perluasan analisis fungsi perpindahan alami akan memperlakukan masing-masing variabel secara simetris. Sebagai contoh, pada kasus-kasus variabel yang membiarkan alur waktu atau time path s_t dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari y_t dan membiarkan time path y_t dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari s_t .

Di dalam sistem *bivariate*, hubungan tersebut dapat digambarkan seperti pada persamaan (3.6) di bawah ini:

$$
\begin{aligned}
s_t &= b_{10} - b_{12}y_t + \gamma_{11}s_{t-1} + \gamma_{12}y_{t-1} + \varepsilon_{st} \\
y_t &= b_{20} - b_{21}s_t + \gamma_{21}s_{t-1} + \gamma_{22}y_{t-1} + \varepsilon_{yt}
\end{aligned}
\quad \text{...} (3.1)
$$

Dengan mengasumsikan bahwa kedua variabel s_t dan y_t adalah stasioner: ε_{st} dan ε_{yt} adalah *disturbances* yang memiliki rata-rata nol dan matriks kovarians terbatas atau bersifat *white noise* dengan standar deviasi yang berurutan σ_s dan σ_y : serta ε_{st} dan ε_{yt} adalah *disturbances* yang independen dengan rata-rata nol dan kovarian terbatas (*uncorrelated white-noise disturbances*). Kedua persamaan di atas merupakan orde pertama VAR, karena panjang *lag* nya hanya satu. Agar persamaan (3.1) lebih mudah dipahami dan digunakan sebagai alat analisis maka ditransformasikan dengan menggunakan matriks aljabar, dan hasilnya dapat dituliskan secara bersama seperti pada persamaan di bawah ini:

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

Atau dengan betuk lain:

$Bx_t = \Gamma_0 + \Gamma_1 X_{t-1} + \varepsilon_t$ ....(3.2)

Dimana:

$$
B = \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \qquad
x_t = \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} \qquad
\Gamma_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} \qquad
\Gamma_1 = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \qquad
\varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{st} \\ \varepsilon_{yt} \end{bmatrix}
$$

Dengan melakukan pengalian antara persamaan (3.2) dengan B^{-1} atau invers matriks B, maka akan dapat ditentukan model VAR dalam bentuk standar, seperti dituliskan pada persamaan di bawah ini:

$x_t = A_0 + A_1x_{t-1} + \ell_t$ ....(3.3)

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

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

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

Untuk tujuan notasi, maka a_{i0} dapat didefinisikan sebagai elemen ke-i dari vektor A_0; a_{ij} sebagai elemen dalam baris ke-i dan baris ke-j dari matriks

A_1; dan e_{it} sebagai elemen ke-i dari vektor e_t. Dengan menggunakan notasi baru yang telah dijelaskan sebelumnya, maka persamaan (3.3) dapat ditulis menjadi:

$$s_t = \imath_{10} + \imath_{11} s_{t-} + \imath_{12} y_{t-} + {}_{1t}$$

$$y_t = \imath_{20} + \imath_{21} s_{t-} + \imath_{22} y_{t-} + {}_{2t} \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (3.4)$$

Perbedaan antara sistem yang telah disampaikan pada persamaan (3.1) dengan persamaan (3.4) adalah bahwa sistem yang telah disampaikan pada persamaan (3.1) dan disebut VAR struktural atau sistem VAR primitif. Sedangkan sistem yang disampaikan pada persamaan (3.4) adalah VAR dalam bentuk standar.

Berdasarkan penjelasan sebelumnya dan hasil penelitian sebelumnya, diduga adanya hubungan kausalitas antara masing-masing variabel tersebut, sehingga estimasi persamaan menggunakan *Vector Auto Regression* (VAR). Dari ke-8 variabel di atas, dibentuk 8 persamaan VAR, sebagai berikut :

$$\begin{aligned} NT_t = \alpha_{10} &+ \sum_{j=1}^{k} \alpha_{11}\, NT_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{12}\, RESV_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{13}\, M2_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{14}\, LnEksp_{t-j} \\ &+ \sum_{i=1}^{n} \alpha_{15}\, LnImp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{16}\, LnGDP_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{17}\, FDI_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{18}\, NFDI_{t-j} \\ &+ u_{1t} \qquad (3.5) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} RESV_t = \alpha_{20} &+ \sum_{j=1}^{k} \alpha_{21}\, NT_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{22}\, RESV_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{23}\, M2_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{24}\, LnEksp_{t-j} \\ &+ \sum_{i=1}^{n} \alpha_{25}\, LnImp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{26}\, LnGDP_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{27}\, FDI_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{28}\, NFDI_{t-j} \\ &+ u_{2t} \qquad (3.6) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} M2_t = \alpha_{30} &+ \sum_{j=1}^{k} \alpha_{31}\, NT_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{32}\, RESV_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{33}\, M2_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{34}\, LnEksp_{t-j} \\ &+ \sum_{i=1}^{n} \alpha_{35}\, LnImp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{36}\, LnGDP_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{37}\, FDI_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{38}\, NFDI_{t-j} \\ &+ u_{3t} \qquad (3.7) \end{aligned}$$

$$LnEksp_t = \alpha_{40} + \sum_{j=1}^{k} \alpha_{41}\, NT_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{42}\, RESV_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{43}\, M2_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{44}\, LnEksp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{45}\, LnImp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{46}\, LnGDP_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{47}\, FDI_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{48}\, NFDI_{t-j} + u_{4t} \quad (3.8)$$

$$LnImp_t = \alpha_{50} + \sum_{j=1}^{k} \alpha_{51}\, NT_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{52}\, RESV_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{53}\, M2_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{54}\, LnEksp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{55}\, LnImp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{56}\, LnGDP_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{57}\, FDI_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{58}\, NFDI_{t-j} + u_{5t} \quad (3.9)$$

$$LnGDP_t = \alpha_{60} + \sum_{j=1}^{k} \alpha_{61}\, NT_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{62}\, RESV_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{63}\, M2_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{64}\, LnEksp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{65}\, LnImp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{66}\, LnGDP_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{67}\, FDI_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{68}\, NFDI_{t-j} + u_{6t} \quad (3.10)$$

$$FDI_t = \alpha_{70} + \sum_{j=1}^{k} \alpha_{71}\, NT_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{72}\, RESV_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{73}\, M2_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{74}\, LnEksp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{75}\, LnImp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{76}\, LnGDP_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{77}\, FDI_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{78}\, NFDI_{t-j} + u_{7t} \quad (3.11)$$

$$NFDI_t = \alpha_{80} + \sum_{j=1}^{k} \alpha_{81}\, NT_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{82}\, RESV_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{83}\, M2_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{84}\, LnEksp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{85}\, LnImp_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{86}\, LnGDP_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{87}\, FDI_{t-j} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{88}\, NFDI_{t-j} + u_{8t} \quad (3.12)$$

Dimana :

NT : Nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika

RESV : Cadangan devisa

M2 : Jumlah uang beredar

LnEksp : Ekspor

LnImp : Impor

LnGDP : PDB riil

FDI : Investasi asing langsung

NFDI : Investasi asing tak langsung

k : Panjang maksimum lag

j : Lag

$\alpha_{10}, \alpha_{20}, \alpha_{30}, \alpha_{40}, \ldots\ldots, \alpha_{80}$: Konstanta

$\alpha_{11}, \alpha_{12}, \alpha_{13}, \alpha_{14}, \ldots\ldots, \alpha_{88}$: Koefisien regresi

$u_1, \ldots\ldots, u_8$: *error term*

3.3 Data dan Sumber Data

3.3.1 Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang dikumpulkan oleh pihak lain dan telah dipublikasikan di antaranya melalui *website* Bank Indonesia (www.bi.go.id), Badan Pusat Statistik (www.bps.go.id), dan International Financial Statistics (IFS) . Data tersebut adalah data bulanan dari tahun 2000:1 s.d. 2009:12. Data sekunder yang diperoleh umumnya merupakan data yang tidak perlu diolah kembali dan dapat langsung diaplikasikan ke dalam model.

Tabel 3.1. Data yang digunakan

No	Variabel	Definisi Operasional	Satuan	Sumber Data
1	Nilai tukar Rupiah/USD	NT	Rupiah/ USD	BI dan IFS
2	Produk Domestik Bruto (PDB) Riil tahun dasar 2000	GDP	Milyar Rupiah	BI dan IFS interpolasi Eviews
3	Jumlah Uang Beredar	M2	Miliar Rupiah	BI
4	Cadangan Devisa	RESV	Juta Dollar	BI
5	Ekspor	EKSP	Juta Dolar	BPS
6	Impor	IMP	Juta Dolar	BPS
7	Investasi Asing Langsung	FDI	Juta Dollar	BI dan IFS interpolasi eviews
8	Investasi Asing tidak Langsung (non FDI)	NFDI	Juta Dollar	BI dan IFS interpolasi eviews

3.3.2 Identifikasi Variabel

Berikut penjelasan lebih lanjut mengenai data dan variabel yang akan digunakan dalam penelitian:

- **Variabel Nilai Tukar Rupiah (NT)**: menggunakan data nilai kurs Rupiah terhadap USD rata-rata bulanan yang dipublikasikan Bank Indonesia dan IFS.
- **Variabel Produk Domestik Bruto Riil (GDP):** menggunakan tahun dasar 2000, yang merupakan periode dimana perekonomian Indonesia relatif stabil. Pemilihan penggunaan data PDB riil daripada PDB nominal adalah untuk menghilangkan efek inflasi, sehingga pertumbuhan ekonomi lebih mencerminkan keadaan yang sesungguhnya. Data PDB bulanan diperoleh menggunakan metode interpolasi (metode *quadratic match sum*) atas GDP triwulan dengan bantuan Eviews 6
- **Variabel Jumlah Uang Beredar (M2)**: pengertian jumlah uang beredar ini adalah jumlah antara uang kartal, uang giral dan uang kuasi, atau disebut sebagai uang beredar dalam arti luas atau dapat pula disebut dengan likuiditas perekonomian.
- **Cadangan Devisa (RESV):** adalah simpanan mata uang asing oleh bank sentral (BI). Simpanan ini merupakan asset bank sentral yang tersimpan dalam beberapa mata uang cadangan (*reserve currency*) seperti dolar, euro, atau yen, dan digunakan untuk menjamin kewajibannya, yaitu mata uang lokal yang diterbitkan, dan cadangan berbagai bank yang disimpan di bank sentral oleh pemerintah atau lembaga keuangan.
- **Ekspor (EKSP) dan Impor (IMP):** data ekspor dan impor yang digunakan adalah nilai ekspor dan impor bulanan yang diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik www.bps.go.id.
- **Investasi Asing Langsung (FDI):** meliputi investasi dalam aset-aset riil berupa pembangunan pabrik, pengadaan berbagai macam barang modal, pembelian tanah untuk keperluan produksi, pembelanjaan berbagai peralatan inventaris, dan sebagainya
- **Investasi Asing Tidak Langsung** yang terdiri atas **:**

- **Portfolio Investment (PI):** merupakan bentuk penanaman modal yang sebagian besar terdiri dari penguasaan atas saham yang dapat dipindahkan (yang dikeluarkan atau dijamin oleh negara pengimpor modal), terhadap saham atau surat utang oleh pemerintah atau warga negara di beberapa negara lain. Penguasaan saham tersebut tidaklah sama dengan hak untuk mengendalikan perusahaan. Para pemegang saham hanya memiliki hak atas deviden
- **Other Investment (OI):** Investasi yang dilakukan pihak asing di Indonesia (diluar FDI dan PI)

3.4 Teknik Analisis

3.4.1 Uji stasioneritas data

Setelah data yang digunakan dalam penelitian ini didapat, dengan menggunakan *software* eviews 6 akan dilakukan uji *stasionary*. Uji *stasionary* digunakan untuk mengidentifikasi apakah suatu variabel stasioner atau tidak. Data *time series* dikatakan stasioner jika data tersebut tidak mengandung akar-akar unit (*unit root*) dimana *mean, variance* dan *covariance* konstan sepanjang waktu. Sebaliknya data *time series* dikatakan tidak stasioner mengandung akar-akar unit, dimana *mean, variance dan covariance* data tersebut tidak konstan.

Uji akar-akar unit merupakan uji yang paling populer untuk mengetahui stasioner sebuah data. Untuk menguji akar-akar unit pada penelitian ini digunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) yang dikembangkan oleh Dickey dan Fuller. Bentuk persamaan uji stasioner tersebut dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \Delta Y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots(3.13)$$

Dimana:

ΔY_t = Bentuk dari *first different*

α_0 = intersep

Y = variabel yang diuji stasioneritasnya

p = panjang lag yang digunakan dalam model

ε = *error term*

Hipotesisnya adalah H_0 mengandung hipotesis bahwa terdapat akar-akar unit, H_1 mengandung hipotesis bahwa tidak terdapat akar-akar unit. Pengujian hipotesis statistik di atas dilakukan dengan membandingkan $ADF_{test\ satistik}$ hasil regresi dengan t statistik *Mackinnon critical value* 1%, 5%, 10%. Bila $ADF_{test\ statistik}$ hitung lebih kecil daripada *Mackinnon critical value*, maka H_o diterima dan H_1 ditolak, tidak cukup bukti untuk menolak hipotesis bahwa di dalam persamaan mengandung akar-akar unit, artinya data tidak stasioner. Sebaliknya jika $ADF_{test\ statistk}$ hitung lebih besar daripada *Mackinnon critical value*, maka H_o ditolak dan H_1 diterima, cukup bukti untuk menolak hipotesis nol bahwa di dalam persamaan mengandung akar-akar unit, artinya data stasioner.

Jika dari hasil uji stasioneritas berdasarkan uji ADF diperoleh data seluruh variabel belum stasioner pada level, atau integrasi derajat nol I(0), maka untuk memperoleh data yang stasioner dapat dilakukan dengan cara *differencing* data, yaitu dengan mengurangi data tersebut dengan data periode sebelumnya. Dengan demikian melalui *differencing* pertama (*first difference*) diperoleh data selisih. Prosedur uji ADF kemudian diaplikasikan kembali untuk menguji data *first difference*. Jika dari hasil uji ternyata data *first difference* telah stasioner, maka dikatakan data *time series* tersebut terintegrasi pada derajat pertama I(1) untuk seluruh variabel. Tetapi jika data *first difference* tersebut belum stasioner maka perlu dilakukan *differencing* kedua pada data tersebut. Prosedur ini seterusnya dilakukan hingga diperoleh data yang stasioner.

3.4.2 Penentuan *Lag* optimal

Salah satu hal yang paling menentukan dalam uji stasioneritas adalah penentuan *lag*, karena dengan *lag* yang terlalu sedikit maka residual dari regresi tidak akan menampilkan proses *white noise* sehingga model tidak dapat mengestimasi *actual error* secara tepat. Akibatnya γ dan standar kesalahan tidak diestimasi secara baik. Namun jika memasukkan terlalu banyak *lag* maka dapat mengurangi kemampuan untuk menolak H_o karena tambahan parameter yang terlalu banyak akan mengurangi *degress of freedom* (Gujarati,2003:849).

Penentuan *lag* optimal dapat digunakan dengan menetapkan nilai *lag* yang diperoleh dari LR (squential modified LR test statistisc), FPE (Final Prediction Error), AIC (Akaike Information Criterian), SC (Schwarz information criterion), HQ (Hannan-Quinn information criterion).

3.4.3 *Model Vector Autoregression (VAR)*

Setelah langkah-langkah tehnis diatas dilakukan, maka analisi atas model *Vector Autoregression* (VAR) yang diperoleh dan dapat dianalisis. Kerangka analisis yang praktis dalam model ini akan memberikan informasi yang sistematis dan mampu menaksir dengan baik informasi dalam persamaan yang dibentuk dari data *time series*. Selain itu perangkat estimasi dalam model VAR relatif mudah digunakan dan diinterpretasikan. Perangkat estimasi yang akan digunakan dalam model VAR ini adalah fungsi *impulse respon* dan *variance decompotition.*

Metode yang ditekankan pada penerapan model VAR adalah (Gujarati, 2003:853): Kemudahan dalam penggunaan, tidak perlu mengkhawatirkan tentang penentuan variabel endogen dan variabel eksogen.

1. Kemudahan dalam estimasi, metode *Ordinary Least Square* (OLS) dapat diaplikasikan pada tiap persamaan secara terpisah.
2. *Forecast* atau peramalan yang dihasilkan pada beberapa kasus ditemukan lebih baik daripada yang dihasilkan oleh model persamaan simultan yang kompleks.
3. *Impulse Respon Function* (IRF). IRF melacak respon dari variabel dependen dalam sistem VAR terhadap *shock* dari *error term*.
4. *Variance Decompotition,* memberikan informasi mengenai pentingnya masing-masing *error term* dalam mempengaruhi variabel-variabel dalam VAR.

3.4.3.1 Fungsi *Impulse Response*

Fungsi *impulse response* menggambarkan tingkat laju dari *shock* variabel yang satu terhadap variabel yang lainnya pada suatu rentang periode tertentu. Sehingga dapat dilihat lamanya pengaruh dari *shock* suatu variabel terhadap variabel lain sampai pengaruhnya hilang atau kembali ke titik keseimbangan. Analisis fungsi *impulse respon* dapat dituliskan dalam bentuk *Vector Moving Avarage (VMA)* dari bentuk standar VAR pada persamaan (3.4).

$$\begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{s} \\ \bar{y} \end{bmatrix} + \sum_{i=1} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} e_{1t-i} \\ e_{2t-i} \end{bmatrix} \quad \text{..(3.14)}$$

Dimana s_t dan y_t memiliki hubungan dengan e_{1t} dan e_{2t} secara berurutan. Selanjutnya dengan menggunakan operasi aljabar matriks maka *vector error* dapat ditentukan sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix} = \frac{1}{1-b_{12}b_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{st-i} \\ \varepsilon_{yt-i} \end{bmatrix} \text{...(3.15)}$$

Dengan menggabungkan persamaan (3.8) dan (3.9) akan didapat:

$$\begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{s}_t \\ \bar{y}_t \end{bmatrix} + \frac{1}{1-b_{12}b_{21}} \sum_{i=0} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{st-i} \\ \varepsilon_{yt-i} \end{bmatrix} \text{...........................(3.16)}$$

Persamaan (3.10) dapat disederhanakan dengan mendefinisikan matriks 2x2 Φ_i dengan elemen Φ_{jk} (i) seperti persamaan berikut :

$$\Phi_i = A_1^i / (1-b_{12}b_{21}) \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \text{..(3.17)}$$

Sehingga diperoleh bentuk matriks persamaan fungsi *impulse respon:*

$$\begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{s} \\ \bar{y} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{n} \begin{bmatrix} \phi_{11}(i) & \phi_{12}(i) \\ \phi_{21}(i) & \phi_{22}(i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{st-1} \\ \varepsilon_{yt-1} \end{bmatrix} \text{..(3.18)}$$

Dimana :

Φ_{ij} (i) = efek dari *structural shock* pada s dan y

Φ_{ij} (0) = *impact multipliers*

$\sum\Phi_{ij}$ (i) = *cumulative multipliers*

$\sum\Phi_{ij}$ (i) pada saat n $\rightarrow \infty$ = *long run mulipliers*

3.4.3.2 *Variance Decompotition*

Variance decomposition atau disebut juga *forecast error variance decomposition* merupakan perangkat pada model VAR yang akan memisahkan variasi dari sejumlah variabel yang diestimasi menjadi komponen-komponen *shock* atau menjadi variabel *innovation,* dengan asumsi bahwa variabel-variabel *innovation* tidak saling berkorelasi. Kemudian, *variance decomposition* akan memberikan informasi mengenai proporsi dari pergerakan pengaruh *shock* pada sebuah variabel terhadap *shock* variabel yang lain pada periode saat ini dan periode yang akan datang.

Bentuk VMA dari variabel x pada satu periode ke depan dapat dituliskan sebagai berikut (Enders, 2004:279) :

$$x_{t+1} = \bar{x} + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i \varepsilon_{t+1-i} \text{ ………………………………………………..(3.19)}$$

Forecast error pada satu peride kedepan adalah :

$$E_t x_{t+1} = \bar{x} + \sum_{i=1}^{\infty} \phi_i \varepsilon_{t+1-i} \text{ ……………………………………..............(3.20)}$$

*Forecas*t satu periode ke depan dilambangkan dengan $\Phi_0 \varepsilon_{t+1}$.*Forecast error* pada periode n ke depan adalah :

$$x_{t+n} - E_t x_{t+n} = \bar{x} + \sum_{i=0}^{n-1} \phi_i \varepsilon_{t+n-i} \text{ ……………………………. …………(3.21)}$$

Forecast error pada n periode ke depan untuk variabel s adalah:

$$s_{t+n} - Ey_{t+n} = \phi_{11}(0)\varepsilon_{st+n} + \phi_{11}(1)\varepsilon_{st+n-1} + \ldots + \phi_{11}(n-1)\varepsilon_{st+1} \text{ ………………..(3.22)}$$

$$+\phi_{12}(0)\varepsilon_{yt+n} + \phi_{12}(1)\varepsilon_{yt+n-1} + \ldots + \phi_{12}(n-1)\varepsilon_{yt+1}$$

Variance dari forecast error s_{t+n} periode n ke depan adalah $\sigma_s(n)^2$ dimana:

$$\sigma_s(n)^2 = \sigma_s^2\left[\phi_{11}(0)^2 + \phi_{11}(1)^2 + \ldots + \phi_{11}(n-1)^2\right] + \sigma_y^2\left[\phi_{12}(0)^2 + \phi_{12}(1)^2 + \ldots + \phi_{12}(n-1)^2\right] \text{ .....(3.23)}$$

Forecast error variance decomposition adalah proporsi dari $\sigma_s(n)^2$ terhadap *shock s* dan *shock y* . Sehingga *forecast error variance decompotition* pada *shock s* adalah :

$$\sigma_s^2\left[\phi_{11}(0)^2 + \phi_{11}(1)^2 + \ldots + \phi_{11}(n-1)^2\right] / \sigma_s(n)^2 \text{ ………………………………(3.24)}$$

Sedangkan *forecast error variance decompotition* pada *shock y* adalah :

$$\sigma_y^2\left[\phi_{12}(0)^2 + \phi_{12}(1)^2 + \ldots + \phi_{12}(n-1)^2\right] / \sigma_s(n)^2 \text{ ....(3.25)}$$