BAB III

Vector Autoregressive-Generalized Space Time Autoregressive

3.1 Model *Vector Autoregressive-Generalized Space Time Autoregressive* (VAR-GSTAR)

Pada tahun 2005, Suhartono melakukan perbandingan model VARMA dan model GSTAR dimana hasilnya menunjukkan bahwa peramalan dengan model GSTAR lebih akurat dibandingkan model VARMA. Namun, pada proses pembentukan model dari segi teori maupun implementasi dengan paket program statistik diperoleh bahwa model VARMA lebih fleksibel dan sempurna. Selain itu, terdapat model *Vector Autoregressive-Generalized Space Time Autoregressive* (VAR-GSTAR) yang dapat digunakan untuk peramalan pada suatu data deret waktu multivariat yang menggabungkan interdependasi waktu dan lokasi. VAR-GSTAR adalah model VAR dengan skema respon prediktor yang direpresentasikan dalam skema pada model GSTAR (Wutsqa & Suhartono, 2010). Model VAR-GSTAR mempunyai dua orde yaitu orde waktu yang diperoleh dari model VAR dan orde ruang yang ditentukan dari model GSTAR. Model VAR-GSTAR dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_i(t) = \sum_{k=l}^{p} \sum_{l=0}^{\lambda_s} \sum_{i=1}^{n} \Phi_{kl}^{i} W^l(k) Z_i(t-k) + e_i(t) \qquad (3\text{-}1)$$

dengan $Z_i(t)$ adalah nilai observasi pada daerah i dan waktu ke-t, Φ_{kl}^{i} merupakan matriks diagonal ruang waktu lag spasial l dan lag waktu ke-k pada daerah i, $W^l(k)$ adalah matriks pembobotan ukuran $(n \times n)$, $e_i(t)$ adalah vektor sisaan terhadap waktu ke-t dan daerah i yang diasumsikan bebas dan normal dengan rata-rata nol dan variansi yang konstan.

3.2 Stasioneritas Model VAR-GSTAR

Pada analisis runtun waktu, asumsi stasioneritas adalah hal penting, sifat-sifat statistik di masa yang akan datang dapat diramalkan berdasarkan data historis yang telah terjadi di masa lampau. Pengujian stasioneritas dari model VAR-

GSTAR ini dilakukan dengan menggunakan uji Im Pesaran Shin (IPS). Im Pesaran dan Shin memperkenalkan *unit root test* dengan *dynamic heterogenous panels*. Pada umumnya, *unit root test* dengan *dynamic heterogenous* lebih banyak digunakan dibandingkan dengan *homogenous dynamic*. Im Pesaran dan Shin menggunakan kerangka *likelihood* dengan prosedur pengujian alternatif berdasarkan rata-rata *unit root test* statistik individu dalam setiap grup untuk panel. IPS melakukan pengujian berdasarkan rata-rata *Augmented Dickey Fuller* (ADF) yang mengacu kepada *t−bar test*. Langkah-langkah pengujian stationeritas dengan menggunakan uji IPS adalah sebagai berikut:

1. Perumusan Hipotesis

   H_0: Data yang diteliti merupakan data tidak stasioner

   H_1: Data yang diteliti merupakan data stasioner

2. Statistik Uji

   Statistik uji yang digunakan pada uji Im Pesaran Shin adalah sebagai berikut:

   $$\bar{t} = \frac{1}{N}\sum t_i \qquad (3\text{-}2)$$

   dimana t_i adalah nilai t hitung yang diperoleh dari uji *augmented Dickey Fuller* (ADF) daerah ke-*i*, yang ditentukan dengan menggunakan perumusan sebagai berikut:

   $$t = \frac{\frac{\sum_{t=1}^{n} Z_{t-1}Z_t}{\sum_{t=1}^{n} Z_{t-1}^2} - 1}{\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \eta Z_{t-1})^2}{n-1}}} \qquad (3\text{-}3)$$

   dengan n merupakan banyak data dan Z_t merupakan data pengamatan ke-t.

3. Kriteria Pengujian

   Dengan mengambil taraf signifikansi (α=0,05), Tolak H_0 apabila $|\bar{t}| \geq |\bar{t}_{\frac{\alpha}{2};n}|$.

Apabila setelah dilakukan uji stationeritas ternyata diperoleh kesimpulan bahwa data tersebut tidak stasioner, maka selanjutnya dilakukan *differencing* data.

3.3 Identifikasi Model

Model VAR-GSTAR mempunyai dua orde yaitu orde waktu yang diperoleh dari model VAR dan orde ruang yang ditentukan dari model GSTAR. Model ini menggunakan orde ruang $(\lambda_s) = 1$, karena orde ruang yang lebih tinggi sulit untuk diinterpretasikan. Orde ruang q menyatakan hubungan keterkaitan antar lokasi.

Penentuan orde *autoregressive* pada model VAR-GSTAR dapat dilakukan dengan menggunakan orde model VAR(p). Penentuan panjang lag optimal yang akan digunakan dalam model VAR dapat ditentukan berdasarkan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC). Lag yang akan dipilih adalah model dengan nilai AIC yang paling kecil. Menurut Tsay (2010) nilai AIC dapat ditentukan dengan menggunakan perumusan berikut:

$$AIC = ln\left(\frac{JKS}{n}\right) + \frac{2K^2}{n} \qquad (3\text{-}4)$$

dimana JKS adalah jumlah kuadrat sisaan, n banyak data, dan K adalah jumalh parameter pada model.

3.4 Bobot Lokasi pada Model VAR-GSTAR

Pada sistem pembobotan lokasi umumnya dilakukan standardisasi, sehingga salah satu syarat dari matriks bobot adalah jumlah semua entri pada setiap baris sama dengan satu dan diasumsikan bobot suatu lokasi terhadap dirinya bernilai nol. Ruchjana (2002) membahas mengenai beberapa cara penentuan bobot lokasi yang digunakan dalam aplikasi model GSTAR yaitu bobot seragam, bobot normalisasi korelasi silang, bobot inverse jarak, dan bobot biner.

Ruchjana mengungkapkan bahwa untuk penentuan bobot lokasi model *space time* atau runtun waktu multivariat dapat digunakan empat cara yang sama seperti yang dibahas dalam penelitiannya. Oleh karena itu, dalam model VAR-GSTAR penentuan bobot lokasi juga dapat dilakukan dengan bobot seragam, bobot normalisasi korelasi silang, bobot inverse jarak dan bobot biner. Seperti yang telah dikemukakan pada batasan masalah, bahwa pembobotan yang digunakan pada penelitian ini adalah bobot normalisasi korelasi silang dan bobot inverse jarak.

3.4.1 Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Bobot normalisasai korelasi silang menggunakan hasil normalisasi korelasi silang antar lokasi pada lag waktu yang bersesuaian (Suhartono & Atok, 2006). Pembobot normalisasi korelasi silang yang diperkenalkan oleh Suhartono dan Subanar (2006) dirumuskan sebagai berikut:

$$w_{ij}(k) = \frac{r_{ij}(k)}{\sum_{k=1}^{p} |r_{ik}(k)|} \qquad (3\text{-}5)$$

dimana $i \neq j,\ k = 1, 2, \dots, p$, dan taksiran dari korelasi silang pada data sampel dirumuskan sebagai berikut:

$$r_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^{n} [z_i(t) - \bar{z}_i]\left[z_j(t-k) - \bar{z}_j\right]}{\sqrt{\left(\sum_{t=1}^{n} [z_i(t) - \bar{z}_i]^2\right)\left(\sum_{t=1}^{n} \left[z_j(t) - \bar{z}_j\right]^2\right)}} \qquad (3\text{-}6)$$

dengan $z_i(t)$ merupakan data waktu ke-t pada daerah i, $z_j(t)$ merupakan data waktu ke-t pada daerah j dan k adalah lag waktu ke-k. Untuk memenuhi ketentuan bahwa jumlah elemen dalam matriks korelasi harus bernilai satu, maka perlu dilakukan normalisasi.

3.4.2 Bobot Inverse Jarak

Nilai dari bobot invers jarak diperoleh dengan menggunakan perhitungan berdasarkan jarak sebenarnya antara lokasi dengan cara menginverskan jaraknya. Lokasi yang berdekatan mendapatkan nilai bobot yang lebih besar. Jarak yang digunakan pada bobot invers jarak adalah dalam satuan derajat lintang dan derajat bujur, dimana untuk selanjutnya dikonversikan ke kilometer dengan bantuan *website* yaitu http://www.latlong.net. Bobot invers jarak dirumuskan sebagai berikut:

$$w_{ij} = \frac{w_{ij}^*}{\sum_{k=1}^{p} w_{ik}^*} \qquad (3\text{-}7)$$

Dimana

$$w_{ij}^* = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}}, & i \neq j \\ 0 & , i = j \end{cases} \qquad (3\text{-}8)$$

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \qquad (3\text{-}9)$$

dengan w_{ij} adalah nilai bobot dari lokasi i dan j, d_{ij}adalah jarak dari lokasi i ke j, (u_i, u_j) adalah koordinat dari garis lintang dan (v_i, v_j) adalah koordinat dari garis bujur.

3.5 Estimasi Parameter

Pada proses penentuan estimasi parameter untuk memperoleh nilai sisaan yang bersifat *white noise* secara multivariat dapat digunakan metode kuadrat terkecil (*least square*), 2SLS (*Two Stage Least* Squares) atau SUR (*Seemingly Unrelated*) (Wutsqa & Suhartono, 2010). Pada penelitian ini metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter adalah metode kuadrat terkecil (*least square*).

Secara umum persamaan model VAR-GSTAR dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_i(t) = \sum_{k=l}^{p} \sum_{l=0}^{\lambda_s} \sum_{i=1}^{n} \Phi_{kl}^{i} W^l(k) Z_i(t-k) + e_i(t)$$

dengan $Z_i(t)$ merupakan nilai observasi daerah ke-i waktu ke-t, $t = 0,1,2,\dots,T$, Φ_{kl}^{i} merupakan matriks diagonal ruang waktu lag spasial l dan lag waktu ke-k pada daerah i, $W^l(k)$ adalah matriks pembobotan ukuran $(n \times n)$, $e_i(t)$ merupakan vektor sisaan *white noise* terhadap waktu t dan daerah $i = 1,2,\dots,n$ adalah daerah observasi yang diasumsikan bebas dan normal dengan rata-rata nol dan variansi yang konstan.

Model VAR-GSTAR dapat dinyatakan dalam bentuk matriks yaitu sebagai berikut:

$$\begin{pmatrix} Z_1(1) \\ \vdots \\ Z_1(T) \\ \vdots \\ Z_n(1) \\ \vdots \\ Z_n(T) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_{k0}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \phi_{k0}^2 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{k0}^3 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{k0}^4 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \phi_{k0}^5 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \phi_{k0}^n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_1(T-k) \\ \vdots \\ Z_2(T-k) \\ \vdots \\ Z_3(T-k) \\ \vdots \\ Z_n(T-k) \end{pmatrix}$$

$$+ \begin{pmatrix} \phi_{kl}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \phi_{kl}^2 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{kl}^3 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{kl}^4 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \phi_{kl}^5 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \phi_{kl}^n \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 0 & w_{12}(k) & w_{13}(k) & \dots & w_{1n}(k) \\ w_{21}(k) & 0 & w_{23}(k) & \dots & w_{2n}(k) \\ w_{31}(k) & w_{32}(k) & 0 & \dots & w_{3n}(k) \\ w_{41}(k) & w_{42}(k) & w_{43}(k) & \dots & w_{4n}(k) \\ w_{51}(k) & w_{52}(k) & w_{53}(k) & \dots & w_{5n}(k) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1}(k) & w_{n2}(k) & w_{n3}(k) & \dots & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_1(T-k) \\ \vdots \\ Z_2(T-k) \\ \vdots \\ Z_3(T-k) \\ \vdots \\ Z_n(T-k) \end{pmatrix}$$

$$+ \begin{pmatrix} e_1(T) \\ \vdots \\ e_2(T) \\ \vdots \\ 3(T) \\ \vdots \\ e_n(T) \end{pmatrix} \qquad (3\text{-}10)$$

$$= \begin{pmatrix} \phi_{k0}^1 Z_1(T-k) \\ \phi_{k0}^2 Z_2(T-k) \\ \phi_{k0}^3 Z_3(T-k) \\ \phi_{k0}^4 Z_4(T-k) \\ \phi_{k0}^5 Z_5(T-k) \\ \vdots \\ \phi_{k0}^n Z_n(T-k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi_{kl}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \phi_{kl}^2 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{kl}^3 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{kl}^4 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \phi_{kl}^5 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \phi_{kl}^n \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} w_{12}(k)Z_2(T-k) + \cdots + w_{1n}(k)Z_n(T-k) \\ w_{21}(k)Z_1(T-k) + \cdots + w_{2n}(k)Z_n(T-k) \\ w_{31}(k)Z_1(T-k) + \cdots + w_{3n}(k)Z_n(T-k) \\ w_{41}(k)Z_1(T-k) + \cdots + w_{4n}(k)Z_n(T-k) \\ w_{51}(k)Z_1(T-k) + \cdots + w_{5n}(k)Z_n(T-k) \\ \vdots \\ w_{n1}(k)Z_1(T-k) + \cdots + w_{nn}(k)Z_n(T-k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_1(T) \\ \vdots \\ e_2(T) \\ \vdots \\ 3(T) \\ \vdots \\ e_n(T) \end{pmatrix} \qquad (3\text{-}11)$$

Misalkan $V_i(t) = \sum_{j=1}^{n} w_{ij}(k) Z_i(t)$, Maka perumusan (3-11) dapat dinyatakan dalam bentuk:

$$\begin{pmatrix} Z_1(1) \\ \vdots \\ Z_1(T) \\ \vdots \\ Z_n(1) \\ \vdots \\ Z_n(T) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_{k0}^1 Z_1(T-k) \\ \phi_{k0}^2 Z_2(T-k) \\ \phi_{k0}^3 Z_3(T-k) \\ \phi_{k0}^4 Z_4(T-k) \\ \phi_{k0}^5 Z_5(T-k) \\ \vdots \\ \phi_{k0}^n Z_n(T-k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi_{kl}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \phi_{kl}^2 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{kl}^3 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{kl}^4 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \phi_{kl}^5 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \phi_{kl}^n \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} V_1(T-k) \\ \vdots \\ V_2(T-k) \\ \vdots \\ V_3(T-k) \\ \vdots \\ V_n(T-k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_1(T) \\ \vdots \\ e_2(T) \\ \vdots \\ 3(T) \\ \vdots \\ e_n(T) \end{pmatrix} \qquad (3\text{-}12)$$

Model dengan lokasi ke-i dapat dinyatakan dengan $Z_i = Z_i^* \Phi + \varepsilon$, sehingga estimasi parameter Φ untuk masing-masing lokasi dapat ditentukan secara terpisah. Keseluruhan lokasi model VAR-GSTAR dapat dinyatakan dalam bentuk

$$Z = Z^* \Phi + \varepsilon \qquad (3\text{-}13)$$

Perumusan (3-13) dapat dinyatakan dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$\begin{pmatrix} Z_1(1) \\ Z_1(2) \\ \vdots \\ Z_1(T) \\ \vdots \\ Z_n(1) \\ Z_n(2) \\ \vdots \\ Z_n(T) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Z_1(T-k) & \dots & V_1(T-k) & \dots & 0 & \dots & 0 \\ Z_1(T-k) & \dots & V_1(T-k) & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Z_1(T-k) & \dots & V_1(T-k) & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & Z_n(T-k) & \dots & V_n(T-k) \\ 0 & \dots & 0 & \dots & Z_n(T-k) & \dots & V_n(T-k) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & Z_n(T-k) & \dots & V_n(T-k) \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \phi_{k0}^1 \\ \phi_{k0}^2 \\ \vdots \\ \phi_{k0}^n \\ \vdots \\ \phi_{kl}^1 \\ \phi_{kl}^2 \\ \vdots \\ \phi_{kl}^n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_1(1) \\ e_1(2) \\ \vdots \\ e_1(T) \\ \vdots \\ e_2(1) \\ e_2(2) \\ \vdots \\ e_n(T) \end{pmatrix}$$

dengan

$$Z = \begin{pmatrix} Z_1(1) \\ Z_1(2) \\ \vdots \\ Z_1(T) \\ \vdots \\ Z_n(1) \\ Z_n(2) \\ \vdots \\ Z_n(T) \end{pmatrix}, \quad Z^* = \begin{pmatrix} Z_1(T-k) & \dots & V_1(T-k) & \dots & 0 & \dots & 0 \\ Z_1(T-k) & \dots & V_1(T-k) & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Z_1(T-k) & \dots & V_1(T-k) & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & Z_n(T-k) & \dots & V_n(T-k) \\ 0 & \dots & 0 & \dots & Z_n(T-k) & \dots & V_n(T-k) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & Z_n(T-k) & \dots & V_n(T-k) \end{pmatrix},$$

$$\Phi = \begin{pmatrix} \phi_{k0}^1 \\ \phi_{k0}^2 \\ \vdots \\ \phi_{k0}^n \\ \vdots \\ \phi_{kl}^1 \\ \phi_{kl}^2 \\ \vdots \\ \phi_{kl}^n \end{pmatrix}, \quad \varepsilon = \begin{pmatrix} e_1(1) \\ e_1(2) \\ \vdots \\ e_1(T) \\ \vdots \\ e_2(1) \\ e_2(2) \\ \vdots \\ e_n(T) \end{pmatrix}$$

Metode kuadrat terkecil merupakan metode penaksir parameter yang bertujuan untuk meminimumkan kuadrat sisaan, sehingga nilai estimasinya akan mendekati nilai yang sesungguhnya (Miller, 2006).

Sisaan dari model $Z = Z^*\Phi + \varepsilon$, dirumuskan sebagai berikut:

$$\varepsilon = Z - Z^*\Phi$$

Sehingga jumlah kuadrat sisaan model tersebut adalah

$$\begin{aligned} \varepsilon'\varepsilon &= (Z - Z^*\Phi)'(Z - Z^*\Phi) \\ &= Z'Z - Z'^{Z^*}\Phi - \Phi'Z^*Z + \Phi'Z^{*\prime}Z^*\Phi \\ &= Z'Z - 2\Phi'^{Z^*}Z + \Phi'Z^{*\prime}Z^*\Phi \qquad (3\text{-}14) \end{aligned}$$

Nilai estimasi Φ yang meminimumkan jumlah kuadrat sisaannya diperoleh dari turunan parsial pertama fungsi $\varepsilon'\varepsilon$ terhadap Φ dan disamadengankan dengan 0 sehingga diperoleh:

$$\frac{\partial \varepsilon'\varepsilon}{\partial \Phi} = 0$$

$$-2\Phi'Z^*\mathrm{Z} + \Phi'Z^{*\prime}Z^*\Phi = 0$$

$$\widehat{\Phi} = (Z^{*\prime}Z)^{-1}(Z^{*\prime}Z) \qquad (3\text{-}15)$$

Berdasarkan hasil estimasi parameter model VAR-GSTAR dengan metode kuadrat terkecil diperoleh bahwa estimator untuk $\widehat{\Phi}$ adalah $(Z^{*\prime}Z)^{-1}(Z^{*\prime}Z)$.

3.6 Uji White Noise

Sebelum melakukan verifikasi model, nilai sisaan pada model VAR-GSTAR yang diperoleh harus bersifat *white noise*. Nilai sisa *white noise* adalah sisaan yang mengikuti distribusi identik independen (iid) yang diditeksi dengan uji *white noise*. *Uji white noise* digunakan untuk mengetahui ada tidaknya korelasi nilai sisa antar lag. Menurut Montgomery (2015) pemeriksaan sisaan yang bersifat *white noise* dapat dilakukan dengan menggunakan Uji *Ljung and Box*. Langkah-langkah pengujian *white noise* dengan uji *Ljung–Box* adalah sebagai berikut:

1. Perumusan Hipotesis

   H_0 : Sisaan tidak bersifat *white noise*

   H_1 : Sisaan bersifat *white noise*

2. Statistik Uji

$$Q_{LB} = n(n+2)\sum_{k=1}^{n}\left(\frac{1}{n-k}\right)\hat{\rho}_k^2 \qquad (3\text{-}16)$$

dengan n adalah banyaknya pengamatan, k adalah banyaknya lag dan $\hat{\rho}_k^2$ adalah autokorelasi duga pada lag ke-k.

3. Kriteria Pengujian

Dengan mengambil taraf signifikansi ($\alpha = 0{,}05$) dan ukuran sampel n, tolak H_0 jika $Q_{LB} > \chi^2_{1-\alpha;k}$.

Jika sisaan tidak bersifat *white noise* maka kembali ketahap mengidentifikasi model dengan memilih lag *autoregressive* yang terkecil dari yang belum dipilih.

3.7 Verifikasi Model VAR-GSTAR

Verikasi model adalah tindakan untuk memastikan ukuran ketepatan model, setelah dinyatakan mempunyai sisaan yang bersifat *white noise*. Salah satu cara untuk menentukan model terbaik dapat dilakukan dengan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE). RMSE dapat digunakan untuk melihat seberapa besar nilai sisa dalam model yang digunakan. RMSE akan meningkat bersama dengan total *square error*. Selain itu RMSE dapat untuk mengindikasi adanya ketidakcocokan dalam pemodelan (Wilmott & Matsuura, 2005).

Root Mean Square Error (RMSE) dapat ditentukan dengan perumusan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}} \qquad (3\text{-}17)$$

dimana Z_t adalah data actual (data awal), $\hat{Z}_t$ data prediksi dengan suatu sistem pembobotan lokasi yang dipilih, dan n adalah banyaknya data. Model yang dipilih adalah model yang memiliki nilai RMSE terkecil.