Jurnal Matematika Vol. 4 No. 1, Juni 2014. ISSN: 1693-1394

Analisis Model Regresi Data Panel Tidak Lengkap Komponen Galat Dua Arah dengan Penduga *Feasible Generalized Least Square* (FGLS)

Chrisna Anzella Jacob
Jurusan Matematika FMIPA Universitas Udayana
e-mail: chrisnajacob.cj@gmail.com

I Wayan Sumarjaya
Jurusan Matematika FMIPA Universitas Udayana
e-mail: sumarjaya@gmail.com

Made Susilawati
Jurusan Matematika FMIPA Universitas Udayana
e-mail: susilawati.made@gmail.com

Abstrak: Data panel didefinisikan sebagai kumpulan pengamatan pada data tabulasi silang yaitu setiap objek yang sama diamati dari waktu ke waktu.Data panel yang memiliki jumlah pengamatan waktu berbeda di setiap objek pada data tabulasi silang disebut data panel tidak lengkap. Penelitian ini mencari nilai dugaan terhadap model regresi data panel tidak lengkap yang mengasumsikan pada random effect models dengan komponen galat dua arah. Pendugaan dilakukan dengan terlebih dahulu mencari taksiran komponen variansi galat dua arah, kemudian melakukan penaksiran koefisien regresi data panel tidak lengkap dengan metode feasible generalized least square (FGLS). Hasil analisis yang diperoleh menunjukkan bahwa komponen variansi galat yang memberikan kontribusi terbesar pada model regresi data panel tidak lengkap yaitu komponen variansi galat $\hat{\sigma}_v^2 = 0{,}0164$. Model regresi data panel tidak lengkap yang diperoleh dengan penduga FGLS adalah

$$Y_{it} = 3{,}0650 + 0{,}0513(X_1)_{it} + 0{,}1841(X_2) - 0{,}1102(X_3) + 0{,}0112(X_4) - 0{,}0244(X_5)_{it} + 0{,}0370(X_6)_{it}$$
.

Kata kunci: Data Panel Tidak Lengkap, Komponen Galat Dua Arah, Random Effect Models, Metode Feasible Generalized Least Square (FGLS).

1. Pendahuluan

Data merupakan salah satu komponen penting yang dibutuhkan dalam sebuah penelitian. Data terdiri dari amatan terhadap objek tertentu yang diambil pada suatu waktu. Salah satu jenis data adalah data panel. Data panel terdiri dari kumpulan amatan terhadap suatu objek dalam suatu periode waktu. Data panel dapat dibedakan menjadi dua jenis data panel yaitu data panel lengkap (*complete panel data*) dan data panel tidak lengkap (*incomplete panel data*) [1]. Perbedaan antara kedua jenis data panel terletak pada jumlah pengamatan waktu pada setiap objeknya. Apabila jumlah pengamatan waktu sama pada setiap objek maka data panel disebut data panel lengkap, namun jika jumlah pengamatan waktu berbeda pada setiap objek maka disebut data panel tidak lengkap.

Untuk melihat adanya pengaruh satu atau lebih peubah bebas terhadap peubah respons, maka data panel dapat dianalisis menggunakan analisis regresi data panel melalui tiga pendekatan model regresi data panel, yaitu *common effect models*, *fixed effect models* (FEM), dan *random effect models* (REM). Selain itu pengaruh peubah acak lainnya juga dapat diketahui melalui pengaruh galat pada model regresi data panel, yaitu model komponen galat satu arah (*one-way error component regression models*) dan model komponen galat dua arah (*two-way error component regression models*).

Penaksiran koefisien regresi data panel dapat menggunakan metode *least square*. Metode yang dimaksud adalah metode *ordinary least square* (OLS) atau metode kuadrat terkecil (MKT), metode *least square dummy variable* (LSDV), metode *generalized least square* (GLS), dan metode *feasible generalized least square* (FGLS). Metode-metode tersebut dapat diterapkan sesuai dengan asumsi yang diberikan pada ketiga pendekatan model regresi data panel.

Dalam proses estimasi koefisien regresi data panel, MKT memiliki keterbatasan yaitu kehilangan sifat efisiensinya apabila pada data panel terindikasi adanya pelanggaran asumsi klasik seperti heteroskedastisitas dan autokorelasi. Oleh karena itu, metode yang dapat digunakan untuk mengatasi keterbatasan MKT adalah metode GLS dan FGLS. Metode GLS dapat diterapkan jika diasumsikan variansi galat pada model diketahui. Namun dalam praktiknya, variansi galat pada model tidak diketahui sehingga metode yang dapat diterapkan adalah metode FGLS. Penelitian ini mencari nilai dugaan terhadap model regresi data panel tidak lengkap yang mengasumsikan pada random effect models dengan komponen galat dua arah.

2. Kajian Pustaka

Deskripsi Data Panel

Data tabulasi silang merupakan data yang terdiri dari satu atau lebih objek yang dikumpulkan dalam satu waktu. Sedangkan data runtun waktu merupakan data yang diamati dan diambil pada waktu berbeda. Data tersebut dikumpulkan pada interval waktu secara teratur, seperti data harian, data mingguan, data bulanan, data kuartalan, dan data tahunan.

Data yang terdiri dari data tabulasi silang dan data runtun waktu disebut *pooled data*. Bentuk khusus dari data berbentuk *pooled* disebut data panel. Data panel didefinisikan sebagai kumpulan pengamatan pada data tabulasi silang yaitu setiap objek yang sama (misalnya keluarga atau perusahaan) diamati dari waktu ke waktu [5].

Data panel juga dikenal sebagai data gabungan (*pooled data*), kombinasi data runtun waktu dan data tabulasi silang, data mikropanel, data longitudinal, analisis riwayat peristiwa, dan analisis kelompok [5].

Kerangka umum data panel dengan satu peubah bebas [7] diberikan dalam Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Kerangka Umum Data Panel

Objek (i)	Waktu (t)	Y_{it}	X_{it}
1 $\vdots$ 1	1 $\vdots$ τ	Y_{11} $\vdots$ $Y_{1\tau}$	X_{11} $\vdots$ $X_{1\tau}$
$\cdots$ $\vdots$ $\cdots$	$\cdots$ $\vdots$ $\cdots$	$\cdots$ $\vdots$ $\cdots$	$\cdots$ $\vdots$ $\cdots$
N $\vdots$ N	1 $\vdots$ τ	Y_{N1} $\vdots$ $Y_{N\tau}$	X_{N1} $\vdots$ $X_{N\tau}$

Berdasarkan kelengkapan data panel, terdapat dua jenis data panel yaitu data panel seimbang (*balanced panel data*) dan data panel tidak seimbang (*unbalanced panel data*). Jika setiap objek memiliki jumlah pengamatan waktu yang sama maka data panel disebut data panel seimbang. Sedangkan jika jumlah pengamatan waktu berbeda pada setiap objek, maka data panel disebut data panel tidak seimbang [5]. Data panel seimbang disebut juga data panel lengkap (*complete panel data*) dan data panel tidak seimbang disebut juga data panel tidak lengkap (*incomplete panel data*) [1].

Data panel memiliki beberapa keunggulan dibandingkan data runtun waktu dan data tabulasi silang, yaitu: 1) estimasi data panel dapat menunjukkan adanya heterogenitas dalam tiap unit, karena data panel berhubungan dengan setiap objek pada data tabulasi silang dari waktu ke waktu; 2) dengan menggabungkan data runtun waktu dan data tabulasi silang, data panel menjadi lebih informatif, memiliki tingkat kolinearitas antara peubah yang rendah, meningkatkan derajat kebebasan dan lebih efisien; 3) data panel cocok untuk menggambarkan adanya dinamika perubahan karena diamati secara berulang terhadap setiap objek tabulasi silang; 4) data panel mampu mendeteksi dan mengukur pengaruh yang tidak dapat diamati pada data runtun waktu atau data tabulasi silang; 5) data panel dapat digunakan untuk studi dengan model yang lebih lengkap [1].

Data panel tidak hanya memiliki keunggulan dibandingkan data runtun waktu dan data tabulasi silang, tetapi juga dapat menimbulkan permasalahan inferensi. Hal ini terjadi karena data panel melibatkan dimensi ruang dan waktu yaitu merupakan kumpulan pengamatan berulang terhadap objek tabulasi silang dari waktu ke waktu, sehingga masalah yang mungkin muncul pada data panel adalah adanya heteroskedastisitas dan autokorelasi[5].

2.1 Regresi Data Panel

Model regresi data panel, baik data panel lengkap dan data panel tidak lengkap secara bersama dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_{it} = \alpha + \sum_{k=1}^{K} X_{itk}\beta_k + \varepsilon_{it}, \quad (1.1)$$
$$i = 1, \dots, N,\ t = 1, \dots, \tau, \text{ dan } k = 1, \dots, K$$

dengan N adalah banyaknya pengamatan objek; τ adalah banyaknya waktu pengamatan; $N \times \tau$ adalah banyaknya data panel; Y_{it} adalah nilai peubah responss untuk objek ke-i dan waktu ke-t; α adalah koefisien intersep yang merupakan skalar; X_{itk} adalah pengamatan terhadap k peubah bebas untuk objek ke-i dan waktu ke-t; β_k adalah koefisien regresi; ε_{it} adalah komponen galat pada model regresi data panel [1].

Komponen galat (ε_{it}) pada model regresi data panel (1.1) dapat dibedakan berdasarkan pengaruh objek dan pengaruh waktu [1], yaitu:

1. Model regresi komponen galat satu arah
$$\varepsilon_{it} = \mu_i + v_{it}, \quad (1.2)$$
2. Model regresi komponen galat dua arah
$$\varepsilon_{it} = \mu_i + \lambda_\tau + v_{it}. \quad (1.3)$$

Diketahui μ_i merupakan pengaruh khusus objek ke-i yang tidak teramati; λ_t merupakan pengaruh yang tidak teramati pada waktu ke-t; dan v_{it} merupakan sisa galat yang benar-benar tidak diketahui (*remainder disturbance*) pada objek ke-i dan waktu ke-t.

Berdasarkan jenis komponen galat, model regresi data panel dapat dibedakan sebagai berikut:

1. Model regresi data panel lengkap dengan komponen galat satu arah dan komponen galat dua arah secara bersama memiliki dimensi $N\tau$ dengan jumlah pengamatan objek dan waktu adalah $i = 1, \dots, N$ dan $t = 1, \dots, \tau$.
2. Model regresi data panel tidak lengkap dengan komponen galat satu arah memiliki jumlah pengamatan objek $i = 1, \dots, N$ dan jumlah waktu yang berbeda pada setiap objek yang diamati adalah $t = 1, \dots, \tau_i$. Sedangkan, model regresi komponen galat dua arah memiliki jumlah pengamatan waktu $t = 1, \dots, \tau$ dan jumlah objek berbeda yang diamati pada setiap periode waktu adalah $i = 1, \dots, N_t$ [8].

2.2 Pendekatan Model Regresi Data Panel

Terdapat tiga pendekatan model regresi data panel yaitu *common effect models*, *fixed effect models*, dan *random effect models* [5].

2.2.1 *Common Effect Models*

Pendekatan yang paling sederhana untuk mengestimasi model regresi data panel adalah melakukan penggabungan data runtun waktu dan tabulasi silang yang dikenal dengan metode *pooled least square* atau *common effect models*. Model pendekatan penggabungan semua data ditunjukkan pada model regresi data panel (1.1) dan dapat diestimasi menggunakan metode MKT dengan asumsi intersep (α) dan koefisien kemiringan (β) konstan setiap waktu dan objek. Karena pendekatan ini menganggap semua objek sama atau homogen, maka perubahan antara objek tersebut akan sulit terlihat [5].

2.2.2 *Fixed Effect Models* (FEM)

Kesulitan untuk melihat perubahan antara objek pada pendekatan penggabungan semua data dengan asumsi intersep dan koefisien kemiringan konstan antara waktu dan objek, memungkinkan sebuah pendekatan lain dengan cara menambahkan peubah semu (*dummy variable*) ke dalam model sehingga parameter baik intersep dan koefisien kemiringan berbeda antara waktu dan objek. Pendekatan ini disebut model efek tetap atau *fixed effect models* (FEM) dengan model regresi diasumsikan mempunyai koefisien kemiringan konstan tetapi intersep berbeda pada setiap objek, yaitu:

$$Y_{it} = \alpha_i + \sum_{k=1}^{K} X_{itk}\beta_k + \varepsilon_{it}. \quad (1.4)$$

Meskipun adanya asumsi intersep setiap objek berbeda yang ditandai dengan indeks *i* pada α persamaan (1.4), tetapi tidak ada perbedaan pada setiap waktu. Perbedaan intersep disetiap objek bisa disebabkan karena ciri khusus setiap objek tabulasi silang, sehingga dapat menggunakan peubah semu untuk mengetahui besarnya perbedaan koefisien regresi tiap objek.

Penggunaan peubah semu pada model efek tetap disebut juga dengan pendekatan *least square dummy variable* (LSDV) yang hanya dapat dilakukan jika persamaan regresi memiliki sedikit objek tabulasi silang. Apabila objek tabulasi silang memiliki jumlah yang banyak, maka penggunaan LSDV akan mengurangi derajat kebebasan sehingga dapat mengurangi efisiensi dari parameter yang akan diduga. Selain itu, peubah semu juga dapat mengurangi pengetahuan yang benar mengenai model asli data panel [5].

2.2.3 *Random Effect Models* (REM)

Permasalahan yang ditimbulkan pada pendekatan FEM dapat diatasi dengan pendekatan *random effect models* (REM). Pada pendekatan ini, pemilihan objek dan waktu dilakukan secara acak (*random*) sehingga pengaruh (*effects*) dari objek dan waktu diasumsikan merupakan peubah acak. Dengan demikian, perbedaan karakteristik objek dan waktu pada REM dapat dilibatkan pada galat dari model.

Berdasarkan model komponen galat satu arah (1.2) dan model komponen galat dua arah (1.3), terdapat komponen galat objek dengan asumsi $\mu_i \sim IIDN(0, \sigma_\mu^2)$, komponen galat waktu $\lambda_t \sim IIDN(0, \sigma_\lambda^2)$, dan sisa galat yang benar-benar tidak diketahui penyebabnya $v_{it} \sim IIDN(0, \sigma_v^2)$.

2.3 Model Regresi Data Panel Tidak Lengkap Komponen Galat Dua Arah

Model regresi data panel tidak lengkap persamaan (1.1) didefinisikan sebagai:

$$Y_{it} = \alpha + \sum_{k=1}^{K} X_{itk}\beta_k + \varepsilon_{it} \,,$$

dan komponen galat dua arah (1.3), yaitu:

$$\varepsilon_{it} = \mu_i + \lambda_t + v_{it};$$
$$i = 1, \dots, N_t \text{ dan } t = 1, \dots, \tau.$$

dengan Y_{it} menunjukkan pengamatan terhadap peubah respons pada objek ke-*i* dan waktu ke-*t*; α merupakan intersep; X_{itk} menunjukkan pengamatan terhadap k peubah bebas pada objek ke-*i* dan waktu ke-*t*; β merupakan vektor koefisien regresi; ε_{it} yang merupakan komponen galat pada model regresi; μ_i merupakan pengaruh khusus objek ke-*i* yang tidak teramati; λ_t merupakan pengaruh yang tidak teramati pada waktu ke-*t*; v_{it} merupakan sisa galat yang benar-benar tidak diketahui penyebabnya (*remainder disturbance*); N_t $(N_t \le N)$ adalah jumlah objek yang teramati pada tahun ke-*t*; dan $n = \sum_t N_t$[1].

Matriks Δ didefinisikan sebagai matriks yang memberikan struktur peubah semu pada model data panel tidak lengkap yang tersusun dari matriks D_t berukuran $N_t \times N$. Matriks D_t diperoleh dari matriks I_N dengan cara menghilangkan baris sesuai dengan objek yang tidak teramati pada tahun ke-*t*. Matriks Δ dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\Delta = (\Delta_1, \Delta_2) \equiv \begin{bmatrix} D_1 & D_1\iota_N & \\ \vdots & & \ddots \\ D_\tau & & D_\tau\iota_N \end{bmatrix}, \tag{1.5}$$

dengan $\Delta_1 = (D_1^T, \dots, D_\tau^T)^T$ merupakan matriks berukuran $n \times N$; $\Delta_2 = diag(D_t\iota_N) = diag(\iota_{N_t})$ merupakan matriks berukuran $n \times \tau$; dan ι_{N_t} merupakan vektor elemen satuan berukuran $N_t \times 1$.

Model komponen galat dua arah pada Penelitian ini diasumsikan mengikuti *random effect models* (REM), sehingga dalam bentuk vektor dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\varepsilon = \Delta_1\boldsymbol{\mu} + \Delta_2\boldsymbol{\lambda} + \boldsymbol{v}, \tag{1.6}$$

dengan $\boldsymbol{\mu}^T = (\mu_1, \dots, \mu_N)$; $\boldsymbol{\lambda}^T = (\lambda_1, \dots, \lambda_T)$; dan $\boldsymbol{v} = (\boldsymbol{v}_{11}, \dots, \boldsymbol{v}_{N_t\tau})^T$ merupakan vektor peubah acak berukuran $n \times 1$; $\mu_i \sim IIDN(0, \sigma_\mu^2)$; $\lambda_\tau \sim IIDN(0, \sigma_\lambda^2)$; $v_{it} \sim IIDN(0, \sigma_v^2)$; dan μ_i, λ_t, v_{it} saling bebas [1].

Matriks kovarians galat Ω dapat ditulis sebagai:

$$\begin{aligned}\Omega = E(\varepsilon\varepsilon^T) &= \sigma_\mu^2 \Delta_1 \Delta_1^T + \sigma_\lambda^2 \Delta_2 \Delta_2^T + \sigma_v^2 I_n \\ &= \sigma_v^2 (I_n + \emptyset_1 \Delta_1 \Delta_1^T + \emptyset_2 \Delta_2 \Delta_2^T) \\ &= \sigma_v^2 \Sigma. \end{aligned} \tag{1.7}$$

2.4 Metode ANOVA

Analysis of Variance (ANOVA) atau metode ANOVA adalah penduga jenis metode momen yang menduga komponen variansi dengan menyamakan jumlah kuadrat total dengan ekspektasinya, kemudian menyelesaikan persamaan yang ada[1].

Dalam sudut pandang regresi, metode ANOVA berkaitan dengan studi mengenai komponen-komponen jumlah kuadrat total[4]. Terdapat jumlah kuadrat total, jumlah kuadrat regresi, dan jumlah kuadrat galat dengan derajat bebasnya masing-masing yang dapat disusun dalam tabel ANOVA. Metode ini dikembangkan dengan tujuan untuk menguji arti atau signifikansi keseluruhan dari regresi yang diduga dan untuk menilai kontribusi tambahan dari suatu peubah yang menjelaskan[4].

Metode ANOVA merupakan penduga komponen variansi terbaik yang bersifat *best quadratic unbiased* (BQU) untuk model data panel lengkap[1]. Di bawah asumsi kenormalan galat, metode ini merupakan penduga yang efisien karena memiliki variansi minimum dan tidak bias. Untuk model data panel tidak lengkap, metode ANOVA dapat diterapkan namun hasil dugaan komponen variansi bersifat bias. Oleh karena itu, Wallace dan Hussain mengusulkan metode ANOVA menggunakan galat MKT untuk menduga komponen variansi pada data panel tidak lengkap dengan model komponen galat dua arah, yaitu:

$$\begin{aligned} \hat{q}_1 &= \hat{\varepsilon}_{\text{MKT}}^T Q \hat{\varepsilon}_{\text{MKT}} \\ \hat{q}_2 &= \hat{\varepsilon}_{\text{MKT}}^T \Delta_2 \Delta_\tau^{-1} \Delta_2^T \hat{\varepsilon}_{\text{MKT}} \\ \hat{q}_3 &= \hat{\varepsilon}_{\text{MKT}}^T \Delta_1 \Delta_N^{-1} \Delta_1^T \hat{\varepsilon}_{\text{MKT}}, \end{aligned} \tag{1.8}$$

dengan $\Delta_N = \Delta_1^T \Delta_1 = diag(\tau_i)$; $\Delta_\tau = \Delta_2^T \Delta_2 = diag(N_t)$; $\Delta_{\tau N} = \Delta_2^T \Delta_1$; τ_i merupakan jumlah tahun objek ke-*i* yang diamati pada data panel; dan $\Delta_{\tau N}$ merupakan $\tau \times N$ matriks nol yang menunjukkan ada tidaknya objek dalam satu tahun tertentu.

Jika μ_i dan λ_t merupakan parameter tetap untuk diestimasi, maka transformasi Whithin oleh Wansbeek dan Kapteyn dapat diterapkan dengan mendefinisikan Q sebagai matriks yang yang menghilangkan pengaruh objek dan waktu, yaitu:

$$Q \equiv (I_n - \Delta_1 \Delta_N^{-1} \Delta_1^T) - \bar{\Delta} P^{-} \bar{\Delta}^T, \tag{1.9}$$

dengan $\bar{\Delta}= \Delta_2 - \Delta_1\Delta_N^{-1}\Delta_{\tau N}^T$ dan $P = \Delta_\tau - \Delta_{\tau N}\Delta_N^{-1}\Delta_{\tau N}^T = \Delta_2^T\bar{\Delta}$. Q merupakan matriks proyeksi ke ruang nol dari $\Delta = (\Delta_1, \Delta_2)$ sehingga Q dapat menghilangkan μ_i dan λ_τ meskipun pada pengaruh *fixed* atau *random* [2].

Ekspektasi dari $\hat{q}_1$, $\hat{q}_2$, dan $\hat{q}_3$ adalah:

$$E(\hat{q}_1) = E(\hat{\varepsilon}_{\text{MKT}}^T Q \hat{\varepsilon}_{\text{MKT}}^T)$$
$$= \delta_{11}\sigma_v^2 + \delta_{12}\sigma_\mu^2 + \delta_{13}\sigma_\lambda^2$$
$$E(\hat{q}_2) = E(\hat{\varepsilon}_{\text{MKT}}^T \Delta_2\Delta_\tau^{-1}\Delta_2^T \hat{\varepsilon}_{\text{MKT}})$$
$$= \delta_{21}\sigma_v^2 + \delta_{22}\sigma_\mu^2 + \delta_{23}\sigma_\lambda^2$$
$$E(\hat{q}_3) = E(\hat{\varepsilon}_{\text{MKT}}^T \Delta_1\Delta_N^{-1}\Delta_1^T \hat{\varepsilon}_{\text{MKT}})$$
$$= \delta_{31}\sigma_v^2 + \delta_{32}\sigma_\mu^2 + \delta_{33}\sigma_\lambda^2,$$
(1.10)

Penaksiran komponen variansi $\sigma_\mu^2, \sigma_\lambda^2$, dan σ_v^2 dengan metode ANOVA oleh Wallace dan Hussain diperoleh dengan cara menyamakan $\hat{q}_1$, $\hat{q}_2$, dan $\hat{q}_3$ pada persamaan (1.8) dengan ekspektasinya (1.10) dan menyelesaikan persamaan tersebut [2].

2.5 *Generalized Least Square* (GLS)

Pada penaksiran dengan MKT, salah satu asumsi yang digunakan adalah $E\{\boldsymbol{\varepsilon}^T\boldsymbol{\varepsilon}\} = \sigma^2\mathbf{I}$ yaitu galat bersifat homoskedastik. Apabila terjadi pelanggaran asumsi tersebut, yaitu kemungkinan variansinya tidak sama (terjadi heteroskedastisitas), maka metode yang dapat digunakan untuk menduga koefisien regresi adalah metode GLS [3]. Penaksiran $\boldsymbol{\beta}$ pada metode GLS diperoleh dengan cara mentransformasi model regresi linear terlebih dahulu sehingga dapat memenuhi asumsi-asumsi pada MKT.

Asumsi yang diberikan pada metode GLS adalah:

$$E\{\varepsilon\} = \mathbf{0} \text{ dan } E\{\boldsymbol{\varepsilon\varepsilon}^T\} = \Sigma = \boldsymbol{\sigma}^2\Omega \quad (1.11)$$

dengan Ω merupakan matriks simetrik definit positif dan *nonsingular* yang diketahui dan berukuran $n \times n$, sehingga Ω dapat difaktorisasi menjadi:

$$\Omega = \mathbf{C\Lambda C}^T \quad (1.12)$$
$$= \mathbf{C\Lambda}^{1/2}\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{C}^T$$
$$= (\mathbf{C\Lambda}^{1/2})(\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{C}^T)$$
$$= \mathbf{GG}^T, \quad (1.13)$$

dengan vektor kolom $\mathbf{C}$ merupakan vektor ciri dari Ω, akar ciri Ω tersusun dalam matriks diagonal $\mathbf{\Lambda}$, dan $\mathbf{\Lambda}^{1/2}$ merupakan matriks diagonal yang elemen pada diagonal ke-*I* adalah $\sqrt{\lambda_i}$ [3].

Berdasarkan persamaan (1.13), maka diperoleh:

$$\Omega^{-1} = (\mathbf{GG}^T)^{-1}$$
$$= \left((\mathbf{C\Lambda}^{1/2})(\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{C}^T)\right)^{-1}$$

$$= (\mathbf{C}\Lambda^{1/2})^{-1}(\Lambda^{1/2}\mathbf{C}^{\mathbf{T}})^{-1}$$
$$= \mathbf{C}\Lambda^{-1/2}\Lambda^{-1/2}\mathbf{C}^{\mathbf{T}}$$
$$= \mathbf{P}\mathbf{P}^{\mathbf{T}}. \tag{1.14}$$

Model regresi data panel tidak lengkap dapat ditransformasi dengan mengalikan matriks $\mathbf{P}$ sehingga diperoleh:

$$\mathbf{PY} = \mathbf{PX}\beta + \mathbf{P}\varepsilon$$

Atau dapat dinyatakan sebagai:

$$\mathbf{Y}_* = \mathbf{X}_*\beta + \varepsilon_*. \tag{1.15}$$

Variansi ε_* adalah:

$$E\{\varepsilon_*\varepsilon_*^{\mathbf{T}}\} = \mathbf{P}\sigma^2\Omega\mathbf{P}^{\mathbf{T}} = \sigma^2\mathbf{I}. \tag{1.16}$$

Karena variansi (1.16) telah memenuhi asumsi homoskedastik, maka metode MKT dapat diterapkan pada model regresi yang telah ditransformasi sehingga diperoleh penduga bagi β sebagai berikut:

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}_*^{\mathbf{T}}\mathbf{X}_*)^{-1}\mathbf{X}_*^{\mathbf{T}}\mathbf{Y}_*$$
$$= (\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{P}^{\mathbf{T}}\mathbf{PX})^{-1}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{P}^{\mathbf{T}}\mathbf{PY}$$
$$= \left(\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\Omega^{-1}\mathbf{X}\right)^{-1}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\Omega^{-1}. \tag{1.17}$$

Persmaan (1.17) merupakan taksiran GLS bagi parameter β [3].

2.6 *Feasible Generalized Least Square* (FGLS)

Permasalahan yang dijumpai pada metode GLS adalah variansi galat tidak diketahui pada model regresi [5], sehingga metode yang dapat diterapkan apabila variansi galat tidak diketahui pada model regresi adalah metode FGLS.

Diketahui bahwa Σ merupakan matriks kovarians yang memiliki kemungkinan besar terjadi heteroskedastisitas atau $\Sigma = \sigma^2\Omega$. Metode FGLS mengganti matriks Ω yang tidak diketahui dengan estimator yang konsisten [9], dengan struktur dari Ω adalah:

$$\Omega = \Omega(\theta), \tag{1.18}$$

Ω merupakan matriks simetrik definit positif.

Misalkan estimator yang konsisten adalah $\hat{\theta}$. Penduga $\hat{\theta}$ dikatakan konsisten terhadap θ jika $\hat{\theta}$ mendekati nilai θ yang sebenarnya sesuai dengan semakin besarnya ukuran sampel, dan secara formal dapat dinyatakan sebagai:

$$\lim_{n\to\infty} P\{|\hat{\theta} - \theta| < \delta\} = 1;\quad \delta < 0 \tag{1.19}$$

dengan P menyatakan probabilitas. Persamaan (1.19) dapat dinyatakan sebagai:

$$\operatorname{plim}_{n\to\infty} \hat{\theta} = \theta, \tag{1.20}$$

plim merupakan limit probabilitas (*probability limit*).

Karena FGLS mengganti matriks Ω yang tidak diketahui dengan estimator yang konsisten, maka secara asimtotik $\hat{\Omega}$ setara dengan Ω sehingga untuk memperoleh penduga FGLS dapat menggunakan $\hat{\Omega} = \Omega(\hat{\theta})$. Dengan demikian taksiran $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ yang diperoleh dari metode FGLS [3] adalah:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\hat{\Omega}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\hat{\Omega}^{-1}\mathbf{y}. \quad (1.21)$$

3. Metode Penelitian

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data mengenai laporan kesehatan dunia tahun 2000 oleh Organisasi Kesehatan Dunia atau *World Health Organization* (WHO)[6]. Perangkat lunak (*software*) yang digunakan dalam penelitian ini adalah R 3.0.2 dan Matlab 7.

Adapun peubah-peubah yang digunakan dalam Penelitian ini adalah:

1. Peubah tidak bebas
   (Y): Harapan hidup yang disesuaikan dalam keadaan cacat atau *disability adjusted life expectancy* (DALE).
2. Peubah bebas
   X_1: Rata-rata pengeluaran kesehatan di suatu negara (dalam $\$$).
   X_2: Rata-rata tahun sekolah di suatu negara (dalam tahun).
   X_3:Koefisien Gini untuk ketimpangan pendapatan dalam suatu negara.
   X_4: Kepadatan penduduk di suatu negara ($jiwa/km^2$).
   X_5: Persentase perawatan kesehatan yang dibayar oleh pemerintah.
   X_6:Normalisasi Produk Domestik Bruto (PDB) per kapita di suatu negara (dalam $\$$).

Metode analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membentuk model regresi data panel tidak lengkap berdasarkan model regresi data panel (1.1) dengan komponen galat dua arah (1.3).
2. Mendeteksi kenormalan galat, gejala heteroskedastisitas, dan autokorelasi dengan melakukan uji asumsi klasik menggunakan *software* R 3.0.2.
3. Melakukan penaksiran komponen variansi galat $\sigma_\mu^2, \sigma_\lambda^2$, dan σ_v^2 menggunakan metode ANOVA yang diajukan oleh Wallace dan Hussain menggunakan *software* Matlab 7.
4. Menduga koefisien regresi data panel tidak lengkap dengan metode FGLS menggunakan *software* Matlab 7.
5. Membuat kesimpulan berdasarkan rumusan masalah yang dikemukakan.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Pembentukan Model Regresi Data Panel Tidak Lengkap dengan Komponen Galat Dua Arah

Penelitian ini berdasarkan pada data panel WHO tahun 2000 dengan jumlah amatan adalah $n = 754$ amatan. Karena terdapat 191 negara yang diamati selama periode tahun 1993–1997, maka jumlah negara yang diamati dapat dinyatakan sebagai $N = 191$ dan periode waktu pengamatan adalah $\tau = 5$. Peubah-peubah yang digunakan dalam Penelitian ini terdiri dari enam peubah bebas yaitu $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$, dan satu peubah respons Y.

Selama masa pengamatan, jumlah negara yang diamati berbeda pada setiap periode waktu. Hal ini dapat ditunjukkan pada keterangan berikut:

1. Pada tahun 1993 $(t = 1)$, jumlah negara yang teramati adalah 141 negara $(N_1 = 141)$, dan jumlah negara yang tidak teramati sebesar 50 negara.
2. Pada tahun 1994 $(t = 2)$, jumlah negara yang teramati adalah 141 negara $(N_2 = 141)$, dan jumlah negara yang tidak teramati sebesar 50 negara.
3. Pada tahun 1995 $(t = 3)$, jumlah negara yang teramati adalah 141 negara $(N_3 = 141)$, dan jumlah negara yang tidak teramati sebesar 50 negara.
4. Pada tahun 1996 $(t = 4)$, jumlah negara yang teramati adalah 140 negara $(N_4 = 140)$, dan jumlah negara yang tidak teramati sebesar 51 negara,
5. Pada tahun 1997 $(t = 5)$, jumlah negara yang teramati adalah 191 negara $(N_5 = 191)$, sehingga pada tahun ini tidak terdapat negara yang tidak teramati.

Karena tidak semua negara dapat diamati pada setiap periode waktu, maka data tersebut merupakan jenis data panel tidak lengkap dan dapat dibentuk sesuai dengan model regresi komponen galat dua arah. Berdasarkan persamaan (1.1) dan (1.3), diperoleh model regresi data panel tidak lengkap dengan komponen galat dua arah adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Y_{it} &= \beta_0 + \beta_1 (X_1)_{it} + \beta_2 (X_2)_{it} + \beta_3 (X_3)_{it} \\ &\quad + \beta_4 (X_4)_{it} + \beta_5 (X_5)_{it} + \beta_6 (X_6)_{it} + \varepsilon_{it}, \\ &\qquad \varepsilon_{it} = \mu_i + \lambda_t + v_{it}; \\ &\quad i = 1, \dots, N_t \text{ dan } t = 1, \dots, 5. \end{aligned} \tag{3.1}$$

Pada bentuk vektor model regresi komponen galat dua arah (1.6), terdapat matriks Δ yang didefinisikan sebagai matriks yang memberikan struktur peubah semu pada model data panel tidak lengkap. Matriks Δ tersebut tersusun atas matriks Δ_1 dan Δ_2 yang masing-masing berukuran $n \times N$ dan $n \times \tau$.

Berdasarkan data WHO yang digunakan, matriks Δ_1 berukuran 754×191 dan matriks Δ_2 berukuran 754×5 yang susunan komponen-komponennya disesuaikan dengan definisi matriks Δ pada persamaan (1.5) sehingga diperoleh matriks $\Delta_1 = (D_1, D_2, D_3, D_4, D_5)^T$ dan $\Delta_2 = diag(D_t\iota_{191}) = diag(\iota_{N_t})$. Matriks D_t berukuran $N_t \times 191$ diperoleh dengan menghilangkan baris pada matriks identitas berukuran 191×191 atau $\mathbf{I}_{191}$ sesuai dengan negara ke-*i* yang tidak teramati pada tahun ke-*t*. Oleh karena itu diperoleh:

1. $N_1 = 141$ untuk $t = 1$, dan banyaknya baris yang dihilangkan pada matriks identitas I_{191} sebesar 50 baris sesuai dengan jumlah negara yang tidak teramati pada tahun ke-

1. Baris-baris yang dihilangkan merupakan baris yang pada Lampiran 2 kolom $t = 1$ berskala 0, sehingga matriks D_1 yang terbentuk adalah matriks berukuran 141×191.
2. $N_2 = 141$ untuk $t = 2$, dan banyaknya baris yang dihilangkan pada matriks identitas $\boldsymbol{I}_{191}$ sebesar 50 baris sesuai dengan jumlah negara yang tidak teramati pada tahun ke-2. Baris-baris yang dihilangkan merupakan baris yang pada Lampiran 2 kolom $t = 2$ berskala 0, sehingga matriks D_2 yang terbentuk adalah matriks berukuran 141×191.
3. $N_3 = 141$ untuk $t = 3$, dan banyaknya baris yang dihilangkan pada matriks identitas $\boldsymbol{I}_{191}$ sebesar 50 baris sesuai dengan jumlah negara yang tidak teramati pada tahun ke-3. Baris-baris yang dihilangkan merupakan baris yang pada Lampiran 2 kolom $t = 3$ berskala 0, sehingga matriks N_3 yang terbentuk adalah matriks berukuran 141×191.
4. $N_4 = 140$ untuk $t = 4$, dan banyaknya baris yang dihilangkan pada matriks identitas $\boldsymbol{I}_{191}$ sebesar 51 baris sesuai dengan jumlah negara yang tidak teramati pada tahun ke-2. Baris-baris yang dihilangkan merupakan baris yang pada Lampiran 2 kolom $t = 4$ berskala 0, sehingga matriks N_4 yang terbentuk adalah matriks berukuran 140×191.
5. $N_5 = 191$ untuk $t = 5$, dan tidak terdapat baris yang dihilangkan pada matriks identitas $\boldsymbol{I}_{191}$ sehingga matriks N_5 yang terbentuk adalah matriks berukuran 191×191.

Matriks Δ_1 berukuran 754×191 diperoleh dari susunan matriks-matriks $\boldsymbol{D}_{1(141\times191)}, \boldsymbol{D}_{2(141\times191)}, \boldsymbol{D}_{3(141\times191)}, \boldsymbol{D}_{4(140\times191)}, \boldsymbol{D}_{5(191\times191)}$ dengan struktur matriks sebagai berikut:

$$\Delta_{1(754\times191)} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{D}_1 \\ \boldsymbol{D}_2 \\ \boldsymbol{D}_3 \\ \boldsymbol{D}_4 \\ \boldsymbol{D}_5 \end{bmatrix},$$

dan Vektor elemen satuan berukuran N_t yang diperoleh adalah:

$$\boldsymbol{\iota}_{(141\times1)} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\iota}_{(141\times1)} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\iota}_{(141\times1)}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\iota}_{(140\times1)} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\iota}_{(191\times1)} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}$$

sehingga Δ_2 berukuran 754×5 yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$\Delta_{2(754\times5)} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{D}_1\boldsymbol{\iota}_{191} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \boldsymbol{D}_2\boldsymbol{\iota}_{191} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \boldsymbol{D}_3\boldsymbol{\iota}_{191} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \boldsymbol{D}_4\boldsymbol{\iota}_{191} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \boldsymbol{D}_5\boldsymbol{\iota}_{191} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \iota_{141} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \iota_{141} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \iota_{141} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \iota_{140} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \iota_{191} \end{bmatrix}.$$

4.2 Uji Asumsi Klasik

4.2.1 Uji Normalitas

Uji kenormalan digunakan untuk melihat kenormalan galat, dan uji yang digunakan adalah uji Jarque-Bera dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : galat berdistribusi normal

H_1 : galat tidak berdistribusi normal.

Dengan menentukan alpha sebesar $0{,}05$ dan membandingkan dengan nilai kritis (*p-value*) yang diperoleh dari hasil analisis *software* R 3.0.2 yaitu sebesar $0{,}051$, maka dapat ditentukan $p-value > \alpha$, sehingga hipotesis awal H_0 dapat diterima. Hal ini menunjukkan bahwa galat pada model regresi data panel tidak lengkap berdistribusi normal.

4.2.2 Uji Heteroskedastisitas

Pada analisis regresi, diasumsikan galat memiliki sifat homoskedastik yang berarti galat memiliki variansi yang sama. Apabila terjadi pelanggaran asumsi tersebut, maka galat bersifat heteroskedastik. Heteroskedastisitas sering muncul pada jenis data tabulasi silang. Karena data yang digunakan pada penulisan Penelitian ini merupakan jenis data panel yaitu gabungan dari data runtun waktu dan data tabuasi silang, maka perlu dilakukan pengujian asumsi heteroskedastisitas menggunakan uji Breusch-Pagan dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : tidak ada heteroskedastisitas

H_1 : ada heteroskedastisitas.

Hasil uji Breusch-Pagan menunjukkan $p-value$ sebesar $2{,}2 \times 10^{-16}$. Berdasarkan nilai alpha (α) yang digunakan pada penelitian ini yaitu sebesar $0{,}05$, maka diperoleh $p-value < \alpha$ yaitu $2{,}2 \times 10^{-16} < 0{,}05$ sehingga hipotesis awal H_0 dapat ditolak. Dapat disimpulkan bahwa galat bersifat heteroskedastik.

3.2.3 Uji Autokorelasi

Autokorelasi didefinisikan sebagai korelasi antara anggota serangkaian data pengamatan yang diurutkan menurut waktu atau ruang. Data panel pada Penelitian ini mengandung jenis data runtun waktu yang diamati dari tahun 1993-1997 sehingga memungkinkan adanya pelanggaran asumsi klasik yaitu autokorelasi.

Untuk menguji adanya autokorelasi dapat dilakukan uji Breusch-Godfrey *Lagrange Multiplier* (LM), dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : tidak ada autokorelasi

H_1 : ada autokorelasi.

Hasil uji Breusch-Godfrey *Lagrange Multiplier* (LM) menunjukkan $p-value$ sebesar $2{,}2 \times 10^{-16}$. Dengan nilai alpha sebesar $0{,}05$, maka diperoleh $p-value < \alpha$ yaitu $2{,}2 \times 10^{-16} < 0{,}05$ sehingga hipotesis awal H_0 dapat ditolak. Dapat disimpulkan bahwa terdapat autokorelasi.

Hasil analisis pengujian asumsi klasik yaitu uji kenormalan, uji heteroskedastisitas, dan uji autokorelasi menunjukkan data panel tidak lengkap yang digunakan pada Penelitian ini berdistribusi normal tetapi mengandung heteroskedastisitas dan autokorelasi. Oleh karena itu estimasi koefisien regresi pada data panel tidak lengkap dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS) tidak efisien untuk digunakan, sehingga akan dilakukan estimasi koefisien regresi menggunakan metode *Feasible Generalized Least Square* (FGLS).

4.3 Penaksiran Komponen Variansi Galat dengan metode ANOVA

Pada metode FGLS, matriks kovarians galat tidak diketahui sehingga sebelum melakukan penaksiran koefisien regresi dengan metode tersebut, terlebih dahulu akan dilakukan penaksiran terhadap komponen variansi galat.

Galat merupakan selisih antara nilai amatan dengan nilai dugaan pada model persamaan regresi. Penelitian ini mengasumsikan model regresi dengan komponen galat dua arah. Karena data yang digunakan merupakan jenis data panel tidak lengkap, maka penaksiran komponen variansi dapat menggunakan metode ANOVA yang diajukan oleh Wallace dan Hussain.

Modifikasi metode ANOVA oleh Wallace dan Hussain dilakukan dengan cara menyamakan $\hat{q}_1, \hat{q}_2,$ dan $\hat{q}_3$ pada dengan ekspektasinya. Penyelesaian penaksiran komponen variansi galat yang dilakukan dengan bantuan *software* Matlab 7 menunjukkan nilai taksiran dari q_1, q_2, q_3 adalah sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \hat{q}_1 \\ \hat{q}_2 \\ \hat{q}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9{,}1273 \\ 0{,}3791 \\ 3{,}0153 \end{bmatrix}, \tag{3.2}$$

dan ekspektasi dari taksiran q_1, q_2, q_3 adalah sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} E(\hat{q}_1) \\ E(\hat{q}_2) \\ E(\hat{q}_3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta_{11} & \delta_{12} & \delta_{13} \\ \delta_{21} & \delta_{22} & \delta_{23} \\ \delta_{31} & \delta_{32} & \delta_{33} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 554{,}7141 & 4{,}0627 & 12{,}1082 \\ 3{,}8855 & 0{,}3654 & 566{,}5652 \\ 188{,}3953 & 739{,}1024 & 39{,}0902 \end{bmatrix}. \tag{3.3}$$

Dengan menyamakan (3.2) dan (3.3) kemudian menyelesaikan persamaan tersebut, maka diperoleh hasil penaksiran komponen variansi galat $\hat{\sigma}_{\mu}^2, \hat{\sigma}_{\lambda}^2$ dan $\hat{\sigma}_{v}^2$, dimana komponen variansi galat yang memberikan kontribusi terbesar pada model regresi data panel tidak lengkap adalah pengaruh faktor-faktor peubah acak yaitu $\hat{\sigma}_{v}^2 = 0{,}016$.

4.4 Penaksiran Koefisien Regresi Data Panel Tidak Lengkap dengan Penduga FGLS

Metode *Feasible Generalized Least Square* (FGLS) merupakan salah satu pengembangan dari metode *least square* yang digunakan untuk menduga koefisien regresi. Metode FGLS dapat menangani permasalahan MKT pada saat terjadi pelanggaran asumsi klasik seperti heteroskedastisitas dan autokorelasi. Metode FGLS menduga koefisien regresi jika variansi galat tidak diketahui pada model regresi, dan mampu menghasilkan penduga yang bersifat BLUE.

Data panel tidak lengkap dapat diestimasi dengan penduga FGLS dan diselesaikan dengan bantuan *software* Matlab 7. Hasil yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$\hat{\beta} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \\ \hat{\beta}_3 \\ \hat{\beta}_4 \\ \hat{\beta}_5 \\ \hat{\beta}_6 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 3{,}0650 \\ 0{,}0513 \\ 0{,}1841 \\ -0{,}1102 \\ 0{,}0112 \\ -0{,}0244 \\ 0{,}0370 \end{bmatrix}, \tag{3.5}$$

sehingga pendugaan model regresi data panel tidak lengkap komponen galat dua arah dengan metode *feasible generalized least square* (FGLS) adalah:

$$\begin{aligned} Y_{it} &= 3{,}0650 + 0{,}0513\,(X_1)_{it} + 0{,}1841\,(X_2)_{it} \\ &\quad -0{,}1102\,(X_3)_{it} + 0{,}0112\,(X_4)_{it} \\ &\quad -0{,}0244\,(X_5)_{it} + 0{,}0370\,(X_6)_{it}. \end{aligned} \tag{3.6}$$

Model regresi data panel tidak lengkap (3.6) menjelaskan bahwa harapan hidup masyarakat di suatu negara yang disesuaikan dalam keadaan cacat mengalami peningkatan sebesar $0,0513$ setiap kenaikan 1$ rata-rata pengeluaran kesehatan di suatu negara (X_1), selama X_2, X_3, X_4, X_5, X_6 bernilai konstan. Harapan hidup masyarakat di suatu negara yang disesuaikan dalam keadaan cacat mengalami peningkatan sebesar $0,1841$ setiap kenaikan satu tahun rata-rata tahun sekolah di suatu negara (X_2), selama X_1, X_3, X_4, X_5, X_6 bernilai konstan. Harapan hidup masyarakat di suatu negara yang disesuaikan dalam keadaan cacat mengalami penurunan sebesar $0,1102$ setiap kenaikan satu satuan koefisien Gini untuk ketimpangan pendapatan dalam suatu negara (X_3), selama X_1, X_2, X_4, X_5, X_6 bernilai konstan. Harapan hidup masyarakat di suatu negara yang disesuaikan dalam keadaan cacat mengalami peningkatan sebesar $0,0112$ setiap kenaikan 1 $jiwa/km^2$ kepadatan penduduk di suatu negara (X_4), selama X_1, X_2, X_3, X_5, X_6 bernilai konstan. Harapan hidup masyarakat di suatu negara yang disesuaikan dalam keadaan cacat mengalami penurunan sebesar $0,0244$ setiap kenaikan satu satuan persentase perawatan kesehatan yang dibayar oleh pemerintah (X_5), selama X_1, X_2, X_3, X_4, X_6 bernilai konstan. Harapan hidup masyarakat di suatu negara yang disesuaikan dalam keadaan cacat mengalami peningkatan sebesar $0,0370$ setiap kenaikan 1$ normalisasi Produk Domestik Bruto (PDB) per kapita di suatu negara (X_6), selama X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 bernilai konstan.

5. Kesimpulan

Model regresi data panel tidak lengkap yang diperoleh dengan metode FGLS adalah:

$$\begin{aligned} Y_{it} = {} & 3,0650 + 0,0513\,(X_1)_{it} + 0,1841\,(X_2)_{it} - 0,1102\,(X_3)_{it} + 0,0112\,(X_4)_{it} \\ & - 0,0244\,(X_5)_{it} + 0,0370\,(X_6)_{it}. \end{aligned}$$

Daftar Pustaka

[1] Baltagi, B.H. 2005. *Econometric Analysis of Panel Data*. Third edition. England: John Willey and Sons, Ltd.

[2] Baltagi, B.H., Song, S.H., and Jung, B.C. 2002. A Comparative Study of Alternative Estimators for The Unbalanced Two-Way Error Component regression Model. *Journal of Econometrics*, Vol.5, No.3, pp.480-493.

[3] Greene, W.H. 2003. *Econometrics Analysis.* Fifth edition. New Jersey: Prentice Hall.

[4] Gujarati, D.N. 1995. *Ekonometrika Dasar.* Alih Bahasa oleh Sumarno Zain. Jakarta: Erlangga.

[5] ______________. 2003. *Basic Econometrics.* Fourth edition. New York: Mc Graw-Hill Companies, Inc.

[6] NYU Stern. 2012. Panel Data Econometrics, Panel Data Sets. [Online] Available at: http://stern.nyu.edu/~wgreene [Accessed 16 August 2013].

[7] Pornchaiwiseskul, P. 2004. *Panel Data Regression Model*. Faculty of Economics Chulalongkorn University.

[8] Wansbeek, T., and Kapteyn, A. 1989. Estimation of The Error-Components Model with Incomplete Panel. *Journal of Econometrics*, 41, pp.341-361.

[9] Wooldridge, J.M. 2002. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data.* Cambridge: The MIT Press.